

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA - CAMPUS MONTE CARMELO
ENGENHARIA DE AGRIMENSURA E CARTOGRÁFICA

ANDRESSA LANA BUENO CUSTODIO

BIG DATA E NUVENS COMPUTACIONAIS PARA A CLASSIFICAÇÃO DO USO E
COBERTURA DA TERRA DO MUNICÍPIO DE MONTE CARMELO -MG

Monte Carmelo

2020

ANDRESSA LANA BUENO CUSTODIO

BIG DATA E NUVENS COMPUTACIONAIS PARA A CLASSIFICAÇÃO DO USO E
COBERTURA DA TERRA DO MUNICÍPIO DE MONTE CARMELO -MG

Projeto apresentado como requisito para a aprovação
na disciplina de Trabalho de Conclusão de Curso II no
curso de Engenharia de Agrimensura e Cartográfica
na Universidade Federal de Uberlândia.

Orientador: Profº Drº Rodrigo Bezerra de Araújo Gallis.

Monte Carmelo

2020

ANDRESSA LANA BUENO CUSTODIO

BIG DATA E NUVENS COMPUTACIONAIS PARA A CLASSIFICAÇÃO DO USO E
COBERTURA DA TERRA DO MUNICÍPIO DE MONTE CARMELO –MG

Trabalho de Conclusão de Curso, como exigência
parcial para a obtenção do Título de Bacharel em
Engenharia de Agrimensura e Cartográfica da
Universidade Federal de Uberlândia.

Aprovado em: ____/____/____

Profº. Dr. Rodrigo Bezerra de Araújo Gallis

Universidade Federal de Uberlândia

Profª. Drª. Naíssa Batista da Luz

Universidade Federal de Uberlândia

Profº. Dr. Ricardo Vicente Ferreira

Universidade Federal do Triângulo Mineiro

Monte Carmelo

2020-2

RESUMO

O mapeamento do uso e ocupação do solo tornou-se importante para a compreensão dos padrões de disposição do espaço, contribuindo para o planejamento e gestão de áreas, além de auxiliar na fiscalização de áreas protegidas. A crescente dos avanços tecnológicos tem aumentado cada vez mais volume de dados que estão sendo atualizados diariamente por várias agências governamentais como a NASA, USGS e NOAA, bem como a Agência Espacial Europeia. Com o intuito de criar uma plataforma capaz de processar esse grande volume de dados foi implementada a plataforma Google Earth Engine onde o objetivo principal foi ajudar pesquisadores brasileiros no monitoramento de desmatamento na Amazônia. Este trabalho tem como objetivo a implementação de um algoritmo capaz de classificar o uso e cobertura da Terra a partir de séries temporais de imagens de satélites utilizando o Classificador *Random Forest* através da plataforma GEE para o Município de Monte Carmelo pertencente ao estado de Minas Gerais utilizando a linguagem *JavaScript*. O classificador é o mais utilizado dentro da plataforma e constatou-se um melhor desempenho e exatidão em comparação aos outros. O método Random Forest consiste em um conjunto de árvores de decisão geradas dentro de um mesmo objeto. Cada conjunto de árvores passa por um mecanismo de votação, que indica a classificação mais votada que se encontra nos nós terminais das mesmas. Foi utilizado um grande número de imagens vencendo o obstáculo da presença de nuvens na região. A aplicação do algoritmo Random Forest mostrou-se muito eficaz no mapeamento do uso e cobertura da Terra, obtendo a acurácia das classificações no intervalo de 72,6% a 82,6% e tendo de acordo com os resultados dos Índices Kappa um grau de acordo Substancial; a classificação que obteve o melhor resultado foi utilizando a mediana, máximo, mínimo das bandas do vermelho, verde, azul, infravermelho, infravermelho próximo 1 e 2, NDVI, EVI e SAVI das imagens Landsat e Sentinel 2. Houve confusão do classificador para as classes de área urbana e cultura, porém o algoritmo teve um bom funcionamento sendo possível a realização de atividades de mapeamento e monitoramento de forma contínua na região, sem custo, utilizando-se da plataforma computacional do seu poder de processamento e da base de dados constantemente atualizada a custo zero. O classificador foi treinado com as imagens referente ao ano de 2019 para aproximar-se da assinatura espectral de cada classe não se restringindo para classificação apenas do ano em questão.

Palavras Chaves: Random Forest, Índices de Vegetação, Google Earth Engine.

ABSTRACT

The mapping of land use and occupation has become important for understanding the patterns of space layout, contributing to the planning and management of areas, in addition to assisting in the inspection of protected areas. The growing technological advances have been increasing more and more data that are being common by several government agencies like NASA, USGS and NOAA, as well as the European Space Agency. In order to create a platform capable of processing this large volume of data, the Google Earth Engine platform was implemented where the main objective to assist Brazilian researchers in monitoring deforestation in the Amazon. This work aims to implement an algorithm capable of classifying the use and coverage of the Earth from time series of satellite images using the Random Forest Classifier through the GEE platform for the Municipality of Monte Carmelo belonging to the state of Minas Gerais using a JavaScript language .. The classifier is the most used on the platform and it was found a better performance and accuracy compared to others. The Random Forest method consists of a set of decision trees generated within the same object. Each set of trees goes through a voting mechanism, which indicates the most voted classification that is found in their terminal nodes. A large number of images were used to overcome the obstacle of the presence of clouds in the region. The application of the Random Forest algorithm proved to be very effective in mapping land use and coverage, obtaining the accuracy of the classifications in the range of 72.6% to 82.6% and having, according to the results of the Kappa Indexes, a degree of Substantial agreement; the classification that obtained the best result was using the median, maximum, minimum of the bands of red, green, blue, infrared, near infrared 1 and 2, NDVI, EVI and SAVI of the Landsat and Sentinel 2 images. the classes of urban area and culture, but the algorithm had a good functioning performing the realization of mapping and monitoring activities continuously in the region, without cost, using the computational platform of its processing power and the database constantly updated at zero cost. The classifier was trained with the images referring to the year 2019 to approach the spectral signature of each class, not being restricted to classification only for the year in question

Keywords: Random Forest, Vegetation Indexes, Google Earth Engine.

LISTA DE FIGURAS.

Figura 1 – Espectro eletromagnético organizado de acordo com energia por fóton.	10
Figura 2 - Campo de visada instantânea.	12
Figura 3 - Resolução Radiométrica.	13
Figura 3 - Imagens Landsat da região próxima ao município de Monte Carmelo nas bandas do visível (A) e do infravermelho próximo (B).	14
Figura 5 - Comprimentos de Onda e Larguras de Banda das 3 Resoluções Espaciais dos instrumentos do MSI.	19
Figura 6 – Mapa de localização da área de estudo.	23
Figura 7 – Interface de Programação da plataforma Google Earth Engine.	26
Figura 8 – Valores dos identificadores de Classes.	28
Figura 9 – Fluxograma metodológico.	29
Figura 10 – Criação de árvore de decisão.	33
Figura 11 - Imagem resultante da Mediana de conjunto de Imagens Landsat 8 de cada mês do ano do município de Monte Carmelo.	34-37
Figura 12 – Captura da tela do GEE; ponto de amostra da classe corpos d’água I.	38
Figura 13 – Captura da tela do GEE; ponto de amostra da classe corpos d’água II.	39
Figura 14 – Amostras de Validação de Classificação.	40
Figura 15 – Classificações do uso e ocupação do solo utilizando Mediana Landsat 8 e Mediana Sentinel 2.	41
Figura 16 – Classificações do uso e ocupação do solo utilizando combinação de imagens Landsat 8 e Sentinel 2.	43

LISTA DE QUADRO E TABELAS

Quadro 1- Ícones da interface do <i>Google Earth Engine</i>	27
Tabela 1 – Matriz confusão da classificação utilizando mediana das imagens Landsat L8.	42
Tabela 2 – Matriz confusão da classificação utilizando mediana das imagens Sentinel 2.	42
Tabela 3 – Matriz confusão da classificação utilizando mediana das imagens Landsat 8 e Sentinel 2 .	44
Tabela 4 – Matriz confusão da classificação utilizando mediana, máximo, mínimo, NDVI,EVI e SAVI das imagens Landsat e Sentinel 2.	44

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

API	<i>Application Programming Interface</i>
ALI	Advanced Land Imager
CART	<i>Classification and Regression Trees</i>
EM	Espectro Eletromagnético
ESA	<i>European Space Agency</i>
EVI	<i>Enhanced Vegetation Index</i>
ETM	<i>Enhanced Thematic Mapper</i>
FOV	<i>Field of View</i>
GEE	<i>Google Earth Engine</i>
GMES	Monitorização Global do Ambiente e Segurança
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDE	Ambiente de desenvolvimento interativo
IFOV	<i>Instantaneous Field of View</i>
MSS	<i>Multispectral Scanner System</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NDSI	<i>Normalized Difference Snow Index</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NOAA	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>
OLI	<i>Operational Terra Imager</i>
PAN	Pancromático
SAVI	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>
SR	Sensoriamento Remoto

SVM	<i>Support Vector Machines</i>
TI	Tecnologia da Informação
TM	Thematic Mapper
TOA	Top of atmosphere
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i>
USGS	<i>United States Geological Survey</i>

Sumário

1 INTRODUÇÃO	6
2 OBJETIVO.....	8
3 JUSTIFICATIVA.....	8
4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	9
4.1 Sensoriamento remoto.....	9
4.1.1 Resolução de imagens	11
4.1.1.1 Resolução Espacial.....	11
4.1.1.2 Resolução Radiométrica.....	12
4.1.1.3 Resolução Espectral	13
4.1.2 Sensores.....	15
4.1.2.1 Landsat	16
4.1.2.2 Sentinel.....	17
4.2 Processamento Digital de Imagens	19
4.3 Armazenamento em nuvem.....	21
4.4 A linguagem Java script	21
5 MATERIAL E MÉTODOS	22
5.1 Área de estudo.....	22
5.2 Material	24
5.2.1 Google Earth Engine	24
5.3 Método	27
5.3.1 Filtragem das imagens.....	30
5.3.2 Cálculos dos parâmetros de decisão.....	30
5.3.3 Classificador Random Forest e Validação	32
6 RESULTADOS E DISCUSSÕES	34
7 CONCLUSÃO	44

1 INTRODUÇÃO

O uso e ocupação do solo reúnem informações sobre o grau de preservação, conservação ou artificialização de um determinado lugar do globo terrestre (ALVES E CONCEIÇÃO, 2015), podendo contribuir para o planejamento e gestão de áreas e garantir a sua sustentabilidade mediante das questões ambientais, sociais e econômicas a ele relacionadas e trazidas à tona no debate sobre o desenvolvimento sustentável (IBGE, 2006). Segundo Jensen (2009), a análise de dados de uma época específica, sendo esses dados obtidos através do sensoriamento remoto, com fim de extrair dados relevantes de variáveis biofísicas da vegetação, sempre é de grande valia. Porém, quando se busca verificar a dinâmica e, especialmente, a transformação do ecossistema, é necessário monitorar a vegetação através do tempo e determinar quais sucessões de mudanças estão ocorrendo naquele ambiente, ou seja, fazer a análise de séries temporais.

O levantamento do uso e a cobertura da terra envolve análises e mapeamentos e é de grande importância para a compreensão atualizada das formas de uso e de ocupação do espaço, criando uma significativa ferramenta de planejamento e de orientação à tomada de decisão; o espaço, por sua vez, tem como principal agente transformador a ação antrópica onde a atualização constante dos dados de uso e ocupação é primordial (IBGE, 2006).

No passado as classificações iniciais de uso da terra se davam a partir de trabalhos de campo. Porém com os avanços tecnológicos e com a chegada das imagens orbitais na década de 70, o mapeamento do uso e ocupação da terra passou a ter grande auxílio dessa nova ferramenta. Através da interpretação das imagens de satélite é possível identificar padrões fazendo assim a delimitação de alvos, por exemplo, interpretar e classificar áreas de reflorestamento, de agricultura, vegetação natural, urbanas e edificadas (ALVES E CONCEIÇÃO, 2015). Por meio de testes estatísticos e cálculos de índices de vegetação é possível modelar e monitorar mudanças fenológicas da vegetação auxiliando na classificação do uso e cobertura da terra (NOVO, 2010).

Com os avanços tecnológicos arquivos em escala de *petabytes* de dados de sensoriamento remoto estão disponíveis gratuitamente em várias agências governamentais como a NASA, USGS e NOAA, bem como a Agência Espacial Europeia (GORELICK et.al, 2017). Porém para processamento desse grande volume de dados é necessário o investimento em computadores de alto nível onde mesmo assim esses equipamentos requerem um grande

tempo para obtenção de resultados. Com o objetivo de ajudar principalmente pesquisadores brasileiros no monitoramento de desmatamento na Amazônia a empresa *Google* criou a plataforma *Google Earth Engine*.

O *Google Earth Engine* (GEE) foi criado com base em uma coleção de tecnologias disponíveis no ambiente de data center do *Google*, é uma plataforma baseada na nuvem que facilita o acesso a recursos de computação de alto desempenho para o processamento de conjuntos de dados geoespaciais muito grandes, sem ter que sofrer com as dificuldades de computacionais que o cercam atualmente (GORELICK et.al, 2017). Além disso, e diferentemente da maioria dos centros de supercomputação, o Earth Engine também foi projetado para ajudar os pesquisadores a disseminar seus resultados para outros pesquisadores. Uma vez que um algoritmo tenha sido desenvolvido no *Google Earth Engine*, os usuários podem produzir produtos de dados sistemáticos ou implantar aplicativos interativos apoiados por seus recursos, sem precisar ser um especialista em desenvolvimento de aplicativos, programação da Web ou HTML.

O GEE é uma ferramenta nova implementada a poucos anos, mas vem surpreendendo com os resultados alcançados por pesquisadores e cientistas devido a gama de recursos que o mesmo obtém. Podemos citar algumas aplicações no SR utilizando o GEE como: classificação da cobertura do solo na caatinga, estudo de seca, identificação de áreas agrícolas de ciclo anual, mapeamento de culturas de verão e pastagem, análise de transformação nas florestas, mudança de água superficial global, estimativa de rendimento de culturas, mapeamento de arroz, mapeamento urbano, mapeamento de inundação, monitoramento de queimadas, identificação de mudanças no habitat de tigres e mapeamento de risco de malária (GORELICK et.al, 2017). Todos os autores citados acima conseguiram bons resultados em suas pesquisas, e destacaram as potencialidades do GEE Code Editor como agilidade, diversidade e grande volume de dados disponíveis, facilidade para implementar códigos mais curto e limpos devido as funções disponibilizadas entre outras vantagens se comparado a vários outros softwares disponíveis no mercado.

Sabe-se, portanto que o SR é capaz de discriminar variações espectrais da vegetação decorrentes de processos antrópicos e naturais para classificação do uso e cobertura da Terra, sobretudo quando séries temporais são adotadas; e que a plataforma GEE permite vencer os maiores desafios computacionais enfrentados no processamento de grandes volumes de dados por pesquisadores da área de SR. Diante disso, este trabalho levanta a hipótese da implementação de um algoritmo capaz de classificar o uso e cobertura da Terra a partir de

séries temporais de imagens de satélites utilizando o Classificador *Random Forest* através da plataforma GEE.

2 OBJETIVO

O objetivo geral deste estudo é desenvolver uma ferramenta baseada em nuvens computacionais para o processamento de grandes volumes de dados advindos de séries temporais de imagens orbitais para realizar a classificação do uso e cobertura da terra no município de Monte Carmelo - MG utilizando a linguagem *JavaScript*.

Para tal, são apresentados os seguintes objetivos específicos:

- Implementar um algoritmo para filtragem, processamento e classificação de imagens orbitais.
- Avaliar a qualidade do método de classificação *Random Forest*.
- Avaliar se os padrões estatísticos definidos contribuem para a classificação.

3 JUSTIFICATIVA

O uso de produtos e técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento nas análises ambientais têm se tornado frequente entre as diversas áreas de pesquisa (ROSA, 2005). No caso do uso da terra e da cobertura vegetal, estas técnicas contribuem de modo expressivo para a rapidez, eficiência e confiabilidade nas análises que envolvem os processos de degradação da vegetação natural, fiscalização dos recursos florestais, desenvolvimento de políticas conservacionistas, bem como vários outros fatores que podem ocasionar modificações na vegetação (AQUINO, 2016).

Contudo atualmente dificuldades são enfrentadas por pesquisadores e usuários da ciência do SR tais como a ineficiência dos recursos computacionais para um grande volume de dados. Além disso, existe um grande obstáculo que está no gerenciamento básico da tecnologia da informação (TI): aquisição e armazenamento de dados; analisar formatos de arquivos obscuros; gerenciamento de bancos de dados, e usar qualquer uma das inúmeras estruturas de processamento de dados geoespaciais (GORELICK et.al, 2017).

A utilização das capacidades de processamento em nuvem do GEE habilita a análise de imagens multiespectrais de alta resolução sem a necessidade de investimentos financeiros em computadores potentes, bastando apenas um dispositivo conectado à Internet (CONCATTO, 2018).

Tendo visto a gama de benefícios na funcionalidade do Earth Engine, e devido ao mesmo propor facilidade de acesso a recursos de computação de alto desempenho para o processamento de dados de grande escala, o trabalho proposto pretende contribuir com estudos relacionados ao sensoriamento remoto, tendo como propósito preencher uma lacuna importante permitindo a realização de processamentos com grande volume de dados com muito baixo custo.

4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

4.1 Sensoriamento remoto

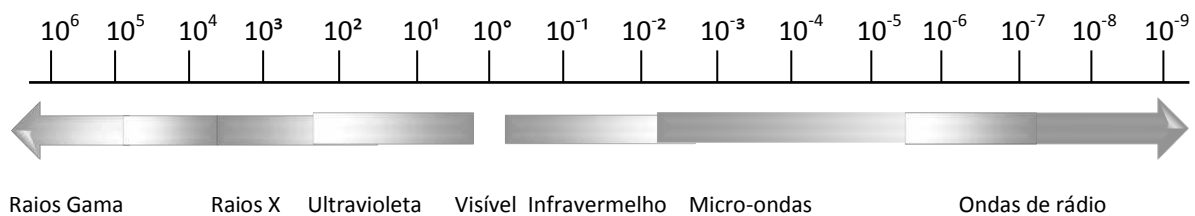
O conceito de sensoriamento remoto (SR) surgiu na literatura científica em 1960 e significava unicamente aquisição de informações sem contato físico com o objeto. O termo sensoriamento remoto passou a ser limitado ao uso de sensores de radiação eletromagnética, pois a mesma não precisa de um meio de propagação, beneficiando assim o uso dos satélites devido ao afastamento em relação ao objeto a ser mensurado, dando assim conotação de distância física à palavra remoto (NOVO, 2010).

Mas é essencial ressaltar que o conceito de sensoriamento remoto não está associado apenas as imagens obtidas de satélites, as fotografias aéreas tomadas por outros sensores a mais de um século vêm sendo utilizadas para observar a superfície terrestre. (ALMEIDA E MENESES, 2012).

Desde então esse conceito de SR tem amparado tecnologias e conhecimentos bastante complexos vindos de diferentes áreas, as aplicações do sensoriamento remoto via satélite abrangem monitoramento dinâmico de usos de solo e evoluções de biodiversidade, recursos naturais, precipitação, clima, manejo dos recursos hídricos na superfície, exploração dos recursos hídricos no subsolo, inventário e monitoramento de usos do solo, das pastagens e das coberturas vegetais, monitoramento da degradação e erosão do solo, monitoramento de ocorrência de eventos catastróficos, etc (LIU, 2006). Ou seja, contribui de diversas formas para as áreas urbanas, agrícolas, geológicas, ecológicas, florestais, cartográficas, oceanográficas, hidrológicas, militares e muitas outras.

Sabemos que a principal fonte de energia para imagens na atualidade é o espectro eletromagnético (EM). As bandas do espectro EM são mostradas com sombreamento para destacar o fato de que elas são semelhantes e retratam uma transição suave de uma à outra (Figura 1). Cada partícula sem massa apresenta certa quantidade de energia, denominada *fóton*. Se as bandas espectrais forem condensadas com base a energia por *fóton*, será adquirido o espectro, variando de raios gama, ou seja, energia mais alta em um extremo a ondas de rádio, ou seja, energia mais baixa no outro extremo (GONZALEZ E WOODS, 2010).

Figura 1 – Espectro eletromagnético organizado de acordo com energia por fóton.



Fonte: Adaptado de Gonzalez e Woods (2010)

As imagens mais utilizadas no SR estão presentes na banda do visível e na banda infravermelha, seguida pelas imagens na banda de micro-ondas. Porém imagens podem ser formadas também por meio dos raios gama, por raios X, na banda ultravioleta, na banda das ondas de rádio (GONZALEZ E WOODS, 2010).

Sabendo que o conceito de sensoriamento remoto tem concepção ampla Novo (2010) limitou essa definição, dizendo que SR é o emprego conjunto de sensores, equipamentos para processamento de dados, equipamento de transferência de dados postos a bordo de aeronaves, espaçonaves, ou outras plataformas, com o intuito de explorar eventos, fenômenos e processos que acontecem na superfície do planeta Terra.

Já (ALMEIDA E MENESES, 2012) definiram o SR como a ciência que permite a aquisição de imagens da superfície da Terra a partir da detecção e mensuração quantitativa dos resultados das interações da radiação eletromagnética com os corpos terrestres.

O estopim do avanço do SR em poucas décadas se deu devido a necessidade de se observar a Terra numa escala global e periódica, e na necessidade de agilidade da

monitoramento dos eventos dinâmicos e das alterações das configurações terrestres (Almeida e Meneses, 2012) .

4.1.1 Resolução de imagens

Os dados provenientes de sensores fornecem informações e especificações, sendo algumas delas referente às resoluções espaciais, espectral e radiométrica. É a partir das resoluções que se obtém a qualidade e que define qual o melhor sensor, analisando suas potencialidades, contribuindo para o planejamento e a escolha de qual sensor utilizar na aplicação de atividades envolvendo o sensoriamento remoto e o processamento digital de imagens.

4.1.1.1 Resolução Espacial

Através da análise da resolução espacial podemos definir a menor feição passível de detecção pela ferramenta em consideração, ou seja, a medida do menor detalhe identificável em uma imagem (GONZALEZ E WOODS, 2010). Nos sensores óticos a resolução espacial procede do campo de visada do sensor e do campo de visada instantâneo. O ângulo de visibilidade instantânea IFOV (*Istantaneous Field of View*) do sensor retornará a região da superfície terrestre “avistada” pelo mesmo. A dimensão da região vista no terreno é dada a partir do ângulo de visibilidade instantânea e pela distância do sensor à superfície imageada. A resolução espacial dependerá da dimensão dos detectores e também da distância focal do sistema ótico do sensor. A região imageada pelo IFOV no terreno é designada de elemento de resolução do terreno (NOVO, 2010).

O tamanho do elemento de resolução no terreno pode ser calculado pela equação 1.

$$D = H\beta \quad (1)$$

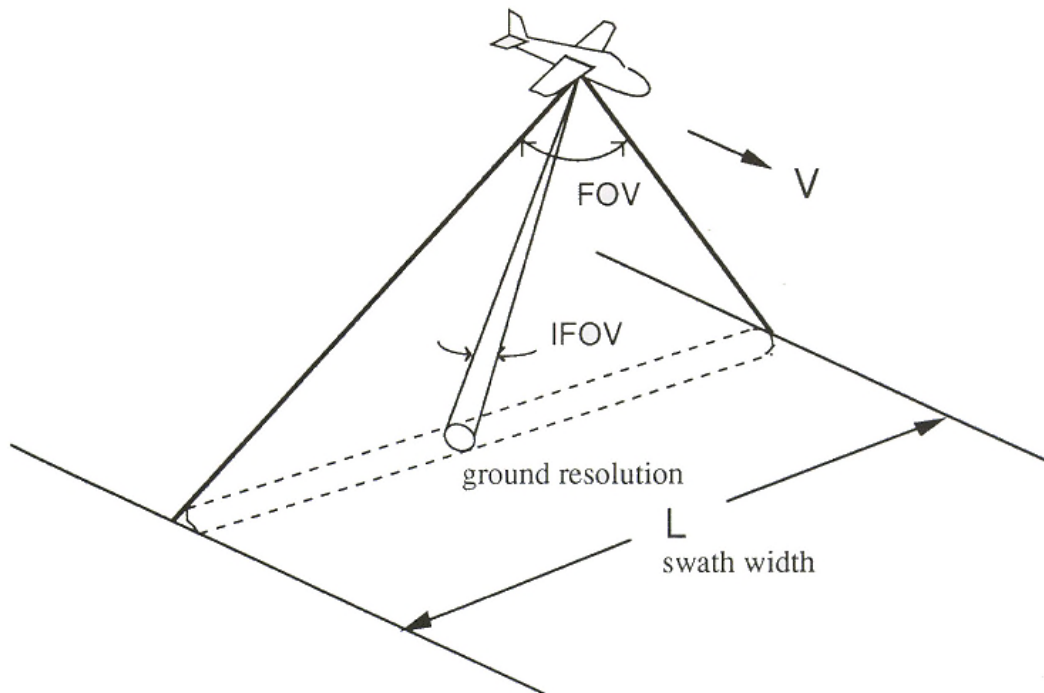
Onde,

D=altura da plataforma (em metros)

β = ângulo de visada instantânea (em radianos)

Para exemplificar o conceito do campo de visada instantânea (IFOV), e que seja perceptível a correlação entre as propriedades do sensor e a resolução espacial na superfície, podemos observar a Figura 2.

Figura 2 – Campo de visada instantânea



Fonte: Associação Japonesa de Sensoriamento Remoto (2019).

Observando a figura 2, o campo de visada (FOV) define a largura (L) da faixa imageada pelo sensor que se desloca na direção V. O IFOV define o campo de visada instantânea que projeta sobre a superfície a dimensão mínima detectada em cada posição da faixa imageada.

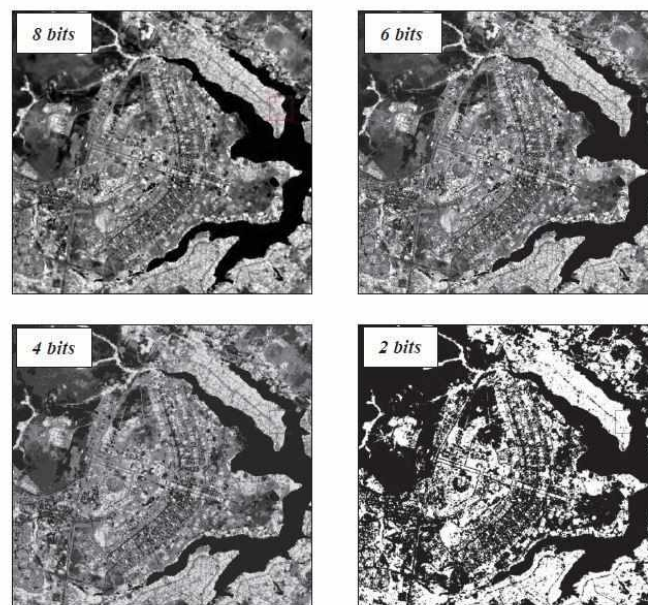
Um corpo somente pode ser identificado na superfície terrestre se este possui tamanho de, no mínimo, igual ou maior do que o valor do elemento de resolução no terreno, ou seja, a resolução espacial. Se esse corpo for menor que esse tamanho, ele poderá não ser identificado, ou seja, detectado (ALMEIDA E MENESES, 2012).

4.1.1.2 Resolução Radiométrica

A resolução radiométrica de um sensor descreve sua habilidade em detectar pequenos sinais, referindo assim a maior ou menor capacidade de distinguir variações no nível de energia refletida, emitida ou retroespalhada que deixa a superfície do alvo (NOVO, 2010). Uma boa qualidade radiométrica de um sensor, implica que o mesmo é bastante sensível a pequenas diferenças de energia refletida ou emitida (DIAS E BATISTA, 2005).

Almeida e Meneses (2012) ainda definem resolução radiométrica como a medida pelos detectores da intensidade de radiância da área de cada pixel unitário. Quanto maior for a propensão de medir a discrepância de intensidade dos níveis de radiância, maior assim também será a resolução radiométrica. Por esse meio é definido a quantidade de níveis de radiância que o detector pode distinguir. A medida da resolução radiométrica também pode ser definida como quantização. A partir do recebimento de intensidade da radiação pelo sensor, se obtém um resultado de saída dos detectores sendo transformado de forma eletrônica em um valor digital discreto. Essa quantização é dada por números de dígitos binários (*bits*). A qualidade visual da imagem é proporcional à quantização, uma quantização grande retorna uma qualidade visual da imagem maior, como mostra a Figura 3.

Figura 3 - Resolução radiométrica.



Fonte: Almeida (2012).

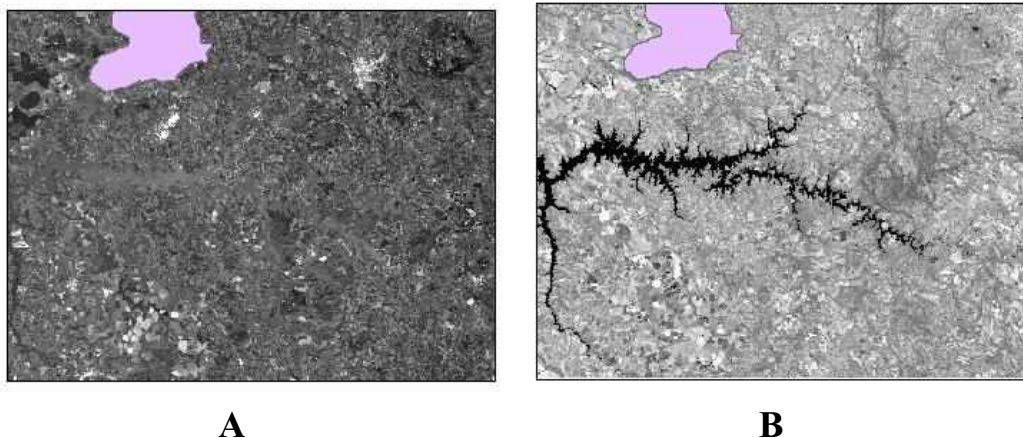
4.1.1.3 Resolução Espectral

Imagens multiespectrais, ou seja, com múltiplas bandas espectrais são bastante importantes para obtenção de informações no SR. A resolução espectral implica em pelo menos três parâmetros de medida: a quantidade de bandas que o sensor tem, a extensão em comprimento de onda das bandas e as posições que as bandas estão localizadas no espectro eletromagnético (ALMEIDA E MENESES, 2012)

A resolução espectral faz alusão à largura espectral em que o sensor atua. Logo, se limita assim o intervalo espectral no qual são concretizadas as medidas. A quantidade de medidas num dado intervalo de comprimento de onda definirá a qualidade da resolução espectral, quanto maior o número de medidas melhor a resolução espectral da coleta (FLORENZANO et al. 2008).

Esta resolução é usada na detecção de propriedades distintas da reflectância em algumas bandas específicas pelas diferentes superfícies (LIU, 2006). Como podemos notar, a resposta de recursos hídricos na banda do infravermelho próximo, facilitando sua interpretação devido à sua resposta nesta banda se comparada a outras (Figura 4) é um exemplo do efeito da resolução espectral no contraste do rio com a vegetação.

Figura 4 – Imagens Landsat da região próxima ao município de Monte Carmelo na banda azul do visível (A) e do infravermelho próximo (B).



Fonte: a autora.

As diversas aplicações do SR alavancou a tecnologia destinada à construção de sensores com melhor qualidade relacionada à resolução espectral com o objetivo de aumentar a quantidade de bandas disponíveis para a análise das relações entre a radiação eletromagnética e os objetos que estão sobre a superfície terrestre. (NOVO, 2010) Atualmente existem sensores que geram imagens com centenas de bandas espectrais.

4.1.2 Sensores

Sensores são sistemas responsáveis pela transformação de energia originada dos objetos em um registro na forma de imagem ou gráfico que possibilite relacionar a distribuição da radiância, emitância, ou retroespalhamento com seus atributos físicos, químicos, biológicos, ou geométricos (NOVO, 2010).

Quanto à origem de sua energia os sistemas sensores podem ser denominados como sensores passivos e sensores ativos. Sendo sensores ativos aqueles que geram a sua radiação, como por exemplos os radares e lasers. E sensores passivos os dependentes de uma fonte de radiação externa para possível interpretação e informação sobre os alvos, portanto detectam a radiação solar refletida ou emitida pelos alvos. Sensores passivos que possuem espelhos, prismas, lentes em sua composição e detectam radiação refletida pelo sol ou enviada pela Terra, são conceituados de sensores óticos (NOVO, 2010).

Os sistemas sensores ainda podem ser classificados por sistemas sensores imageadores ou não-imageadores. Os sistemas imageadores trazem como produto uma imagem bidimensional da radiância, emitância, ou retroespalhamento da área observada como, por exemplo, os scanners e as câmaras fotográficas. Já os sistemas não-imageadores, também denominados radiômetros ou espectrorradiômetros, fornecem o resultado através de dígitos ou gráficos derivados da medida de intensidade de energia proveniente do objeto (FLORENZANO et al. 2008).

Existem em circulação no espaço um grande número de sensores orbitais imageando a superfície terrestre em variadas faixas espectrais, com os mais diversos parâmetros de resolução espacial e temporal (ALMEIDA E MENESES, 2012).

Os sensores a bordo dos satélites recebem energia eletromagnética advinda da superfície da Terra sem contato físico, onde a informação é proveniente pela detecção e mensuração da mudança que o alvo impõe ao campo na sua volta. O sinal pode ser incorporado por um campo eletromagnético emitido e ou refletido, ondas acústicas refletidas e ou perturbadas pelo objeto ou as perturbações do campo de gravidade ou potencial magnético com a presença do objeto. Normalmente a obtenção de informações é fundamentada na captação dos sinais eletromagnéticos que cobrem as faixa espectrais desde a raios de ondas longas, passando pelas micro-ondas, submilímetro, infravermelho próximo, visível, ultravioleta, raio x até raios gama. (LIU, 2006)

4.1.2.1 Landsat

Atualmente o programa LANDSAT é alimentado pela National Aeronautics and Space Administration (NASA), pela National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) e pelo United States Geological Survey (USGS). Este programa iniciou-se em 1962, como uma pesquisa experimental patrocinada pela NASA, através da Earth Resources Survey, com a colaboração de várias agências federais dos Estados Unidos (FLORENZANO et al. 2008).

O sistema foi o primeiro a adquirir, de maneira sistemática, imagens terrestres sinópticas de média resolução, e também foi o primeiro a obter satélites equipados com sensores Multispectral Scanner System (MSS) (FIGUEIREDO, 2005).

Também foram os primeiros a possuírem satélites destinados ao estudo dos recursos naturais. A principal função do Landsat é adquirir e transmitir imagens da superfície terrestre por meio do espaço para fins de monitoramento das condições ambientais do planeta (GONZALEZ E WOODS, 2010).

O primeiro satélite do programa, Landsat 1, foi lançado pelos Estados Unidos em 1972, e tinha a bordo o sensor MSS. Este sensor tinha quatro bandas uma na região do verde, outra na região do vermelho e duas outras bandas no infravermelho próximo, e se dava com resolução espacial de 80 x 80 m (DIAS E BATISTA, 2005).

Desde o início do programa até os dias atuais foram lançados oito satélites da série, todos com imagens multiespectrais. Desses oito apenas dois estão ativos *LANDSAT-7* e *LANDSAT-8* (INPE, 2019).

O LANDSAT 7, é equipado com o sensor ETM + (Enhanced Thematic Mapper Plus), instrumento capaz de ampliar as possibilidades de uso dos produtos Landsat, oferecendo a versatilidade e eficiência obtidas nas versões anteriores e tornando a banda PAN (Pancromático) operante. Pancromático significa uma banda mais extensa que inclui as faixas espectrais mais estreitas, por isso o número de energia da banda Pancromática chega ao satélite com intensidade maior, propiciando uma melhor descrição dada pelo sensor (FIGUEIREDO, 2005).

A plataforma do LANDSAT 7 opera a uma altitude de 705km, em órbita quase-polar e heliossíncrona, ou seja, cruzam um mesmo paralelo sempre no mesmo horário, a faixa imageadora é de 185km, com período de revisita de 16 dias. O tempo de duração em órbita é de 98,9 minutos e o horário de passagem pelo Equador terrestre é às 10 horas. A resolução espacial na banda PAN é de 15 metros, na banda do infravermelho é de 30 metros e na banda termal de 60 metros (INPE, 2019).

No LANDSAT 8 a altitude da plataforma , o tamanho da faixa imageadora, o período de revista e o horário de passagem são os mesmos do LANDSAT 7 . Porém o 8 é equipado com sensores diferentes sendo eles OLI(Operacional Terra ImagerI) e TIRS(Thermal Infrared Sensor) . Os produtos OLI são compostos por nove bandas multiespectrais com resolução espacial de 30 metros. As faixas térmicas do instrumento TIRS são úteis no fornecimento de temperaturas de superfície mais precisas e os dados são coletados no pixel de 100 metros. A órbita do LANDSAT 8 é circular, polar e heliossíncrona, o tempo de duração em órbita é de 99 minutos e a resolução espacial na banda pancromático é de 15 metros, na banda multiespectral é de 30 metros e na banda térmica é de 100 metros porém reamostrada para 30 metros (INPE, 2019).

4.1.2.2 Sentinel

A ESA(Agência Espacial Europeia) é dona do projeto *Sentinel* e está desenvolvendo uma série de missões de observação da Terra da próxima geração, em nome da iniciativa conjunta com a Comissão Europeia a Monitorização Global do Ambiente e Segurança(GMES).

O objetivo do programa *Sentinel* é substituir missões de observação da Terra mais antigas, como a missão ERS, ou missões que tenham sensores que estejam chegando ao fim de sua vida útil operacional. A partir dessa substituição a finalidade é garantir a continuidade dos dados para que não haja lacunas nos estudos e pesquisas atuais. (ESA, 2019)

Cada missão do *Sentinel* se concentrará em um aspecto diferente de observância da Terra como monitoramento atmosférico, oceânico e terrestre, onde também cada uma é baseada em uma constelação de dois satélites para atender aos requisitos de revisitação e cobertura, fornecendo conjuntos de dados robustos para os Serviços *Copernicus* todos esses dados são úteis em muitas aplicações. Essas missões, de acordo com SILVA, (2010), carregam uma gama de tecnologias, tais como instrumentos de imagem de radar e multiespectral para monitoramento terrestre, oceânico e atmosférico:

Sentinel-1 é uma missão de imagem de radar em órbita polar, para todos os climas, dia e noite, para serviços terrestres e oceânicos. O *Sentinel-2* é uma missão de imagem de alta resolução multiespectral para monitoramento de terra para fornecer, por exemplo, imagens de vegetação, cobertura de solo e água, cursos de água interiores e áreas costeiras.

O *Sentinel-3* é uma missão de múltiplos instrumentos para medir a topografia da superfície do mar, a temperatura da superfície do mar e da terra, a cor do oceano e a cor da terra com precisão e confiabilidade de ponta. A missão apoiará os sistemas de previsão do oceano, assim como o monitoramento ambiental e climático. O *Sentinel-4* é uma carga dedicada ao monitoramento atmosférico que será embarcado em um satélite Meteosat de Terceira Geração-Sonda (MTG-S) em órbita geoestacionária.

O *Sentinel-5* é uma carga útil que irá monitorar a atmosfera da órbita polar a bordo de um satélite *MetOp Second Generation*.

O *Sentinel-5 Precursor* - também conhecido como *Sentinel-5P* - é o precursor do *Sentinel-5* para fornecer dados oportunos sobre uma infinidade de gases traços e aerossóis que afetam a qualidade do ar e o clima. Foi desenvolvido para reduzir as diferenças de dados entre o satélite *Envisat* - em particular o instrumento *Sciamachy* - e o lançamento do *Sentinel-5*. O *Sentinel-6* transporta um altímetro de radar para medir a altura global da superfície do mar, principalmente para oceanografia operacional e para estudos climáticos (SILVA, 2010,p.55 E 56)

O *Sentinel 2* é o mais utilizado em aplicações de estudos relacionados ao uso e cobertura da terra. Essa missão compreende uma constelação de dois satélites de órbita polar colocados na mesma órbita sincronizada com o Sol, divididos em 180 ° entre si. Destina-se a monitorar a variabilidade nas condições da superfície da terra, e sua largura de faixa larga (290 km) e alta revisitar tempo (10 dias no equador com um satélite e 5 dias com 2 satélites sob condições sem nuvens que resulta em 2-3 dias em latitudes médias) apoiará o monitoramento das mudanças de superfície da Terra. Os limites de cobertura restringem-se as latitudes 56 ° sul e 84 ° norte.

Os sensores multiespectral possuem resolução espacial de 10m (4 bandas VNIR), 20m (6 bandas), 60m (3 bandas) (Figura 5). A resolução radiométrica do SENTINEL-2 é de 12 bits. Isto dá um alcance potencial de níveis de brilho de 0 - 4 095.

Figura 5 – Comprimentos de Onda e Larguras de Banda das 3 Resoluções Espaciais dos instrumentos do MSI

Resolução Espacial (m)	Número da banda	S2A		S2B	
		Comprimento de onda central (nm)	Largura de banda (nm)	Comprimento de onda central (nm)	Largura de banda (nm)
10	2	496,6	98	492,1	98
	3	560,0	45	559	46
	4	664,5	38	665	39
	8	835,1	145	833	133
20	5	703,9	19	703,8	20
	6	740,2	18	739,1	18
	7	782,5	28	779,7	28
	8a	864,8	33	864	32
	11	1613,7	143	1610,4	141
	12	2202,4	242	2185,7	238
60	1	443,9	27	442,3	45
	9	945,0	26	943,2	27
	10	1373,5	75	1376,9	76

Fonte: ESA (2019).

4.2 Processamento Digital de Imagens

O processamento de imagens de forma ampla pode ser relacionado a um processo onde tanto a entrada quanto a saída são imagens. Porém, para uma definição mais completa Gonzalez e Woods (2010), definem como processamento digital de imagens processos cujas entradas e saída são imagens e, além disso, envolve processos de extração de atributos de imagens até – e inclusive- o reconhecimento de objetos individuais.

O objetivo da utilização de métodos de processamento digital de imagens deriva-se de duas áreas principais de aplicação: aprimoramento das informações visuais para interpretação humana e processamento de dados de imagens para armazenamento, transmissão e representação, considerando a compreensão por máquinas (GONZALEZ E WOODS, 2010).

Os processamentos variam em níveis Gonzalez e Woods (2010) dividem em três, sendo eles: nível baixo, médio e alto. Nível baixo (envolve processos simples) como o pré - processamento de imagens para reduzir o ruído, o realce de contraste e o aguçamento de imagens, ou seja, a entrada e a saída serão imagens; nível médio considerando tarefas de

segmentação, classificação onde nesse processo as entradas em geral são imagens, mas a saída são atributos extraídos dessas imagens (isto é bordas, contornos e a identidade de objetos individuais). E por último o nível alto que implica na análise e interpretação das imagens, extraíndo resultados através dos objetos reconhecidos, e no extremo dessa linha contínua, realizar as funções cognitivas habitualmente relacionadas a visão.

Pode se organizar também o processamento de imagens em três etapas independentes: pré - processamento, realce e classificação. O pré - processamento é descrito pelo tratamento primário dos dados brutos, buscando a calibração radiométrica, a correção de distorções geométricas e a remoção de ruído, ou seja, o pré – processamento é definido a partir de gamas de técnicas e métodos buscando a redução de erros derivados da aquisição dos dados. Mesmo que muitas dessas correções já sejam executadas pelos provedores, é válido conhecer os procedimentos realizados. O realce pode ser estabelecido como manipulação do espaço espectral, esse processo consiste em extrair ou alterar as propriedades espaciais das imagens, realçando certos aspectos na cena. Os filtros lineares, filtros morfológicos e os filtros de textura obtém maior destaque em meio às transformações nesta etapa. O resultado do processo de realce não resulta em informação nova, mas evidencia as características de interesse (NOVO, 2010).

Classificação é o processo de designar significado a um pixel a partir de seus atributos numéricos. As técnicas de classificação são, em geral, uma última análise que foca em oferecer a cada pixel uma caracterização em função de seus atributos espectrais e ou espaciais. É através de métodos matemáticos identificados como reconhecimento de padrões que é feita a associação de conjuntos de categorias espectrais a tipos singulares de objetos da superfície (NOVO, 2010).

As características importantes para o processamento de dados digitais estão diretamente ligadas à resolução espectral, resolução espacial dos dados, resolução radiométrica e aos dados auxiliares que permitirão sua correção radiométrica e geométrica (NOVO, 2010).

Atualmente é rara a existência de áreas de empreendimento técnico que não utilize ou não seja impactada pelo processamento digital de imagens.

4.3 Armazenamento em nuvem

A *Cloud Computing* ou computação em nuvem é um dos resultados da evolução tecnológica, e da busca em conseguir suprir a demanda de diversas áreas do conhecimento, o avanço de sistemas, redes e produção de um grande volume de dados contribuiu para o seu surgimento.

A computação em nuvem é uma técnica que possibilita a inovação de modelos de negócios, onde os recursos computacionais (processamento, armazenamento, rede e software) são acessados de forma remota com avindo da *Internet* (LIMA, 2014 apud ARMBRUST et al., 2009).

O armazenamento em nuvem permite aos usuários grandes vantagens onde seus dados poderão ser acessados em qualquer lugar do mundo, a qualquer hora, sem que haja a necessidade de instalação de programas ou consumo de memória de suas máquinas, o requisito mínimo é possuir um computador compatível com os recursos na *Internet*. Cada componente de uma nuvem computacional é propiciado como um ofício e habitualmente são alocados em *data centers* (LIMA, 2014).

Esse autoatendimento sob demanda propicia ao consumidor tais processos, como processamento e armazenamento, sem a necessidade de interação humana com cada prestador de serviço e garante mecanismos de segurança de acordo com as especificações do cliente (PEIXOTO, 2012).

Nos dias atuais temos algumas soluções bastante utilizadas para esse tipo de serviço, que permitem acesso aos dados através de aplicativos ou de um navegador, como: *Google Drive*, *Dropbox*, *Microsoft OneDrive*, *Apple iCloud* entre outros.

4.4 A linguagem Java script

JavaScript é uma linguagem de script orientada a objetos utilizada para desenvolvimento de aplicações *Web* (Furtado, 2018). E também uma linguagem de programação de finalidade geral, dinâmica que obtém particularidades do paradigma de orientação a objetos, apta a executar virtualmente qualquer tipo de aplicação, e rodando no browser do cliente (FORTES E GRILLO, 2008). Os autores destacam ainda qualidades dizendo que *JavaScript* é uma linguagem completa e potente possuindo muitos pontos positivos se comparada com outros tipos de linguagem de programação, como: listas

associativas, tipagem dinâmica e expressões regulares de *Perl* e a sintaxe similar a C e C++, linguagens de grande reconhecimento tanto no mundo acadêmico quanto comercialmente.

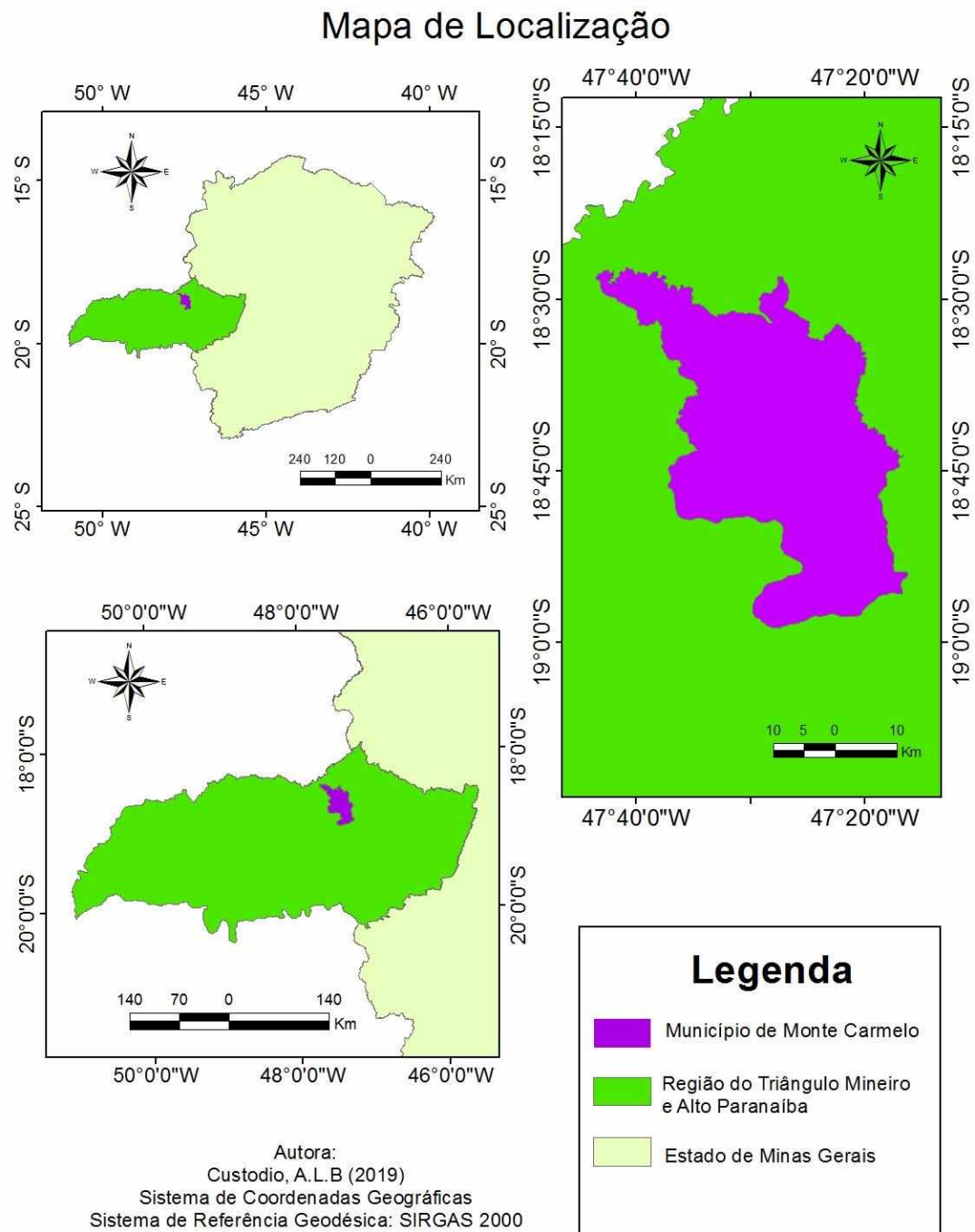
A linguagem *JavaScript* é mais próxima aos usuários, e seus scripts são executados no programa navegador dos mesmos (como *Google Chrome*, *Microsoft Edge*, *Mozilla Firefox*, etc.), ou seja, são interpretados pelo navegador, sem a necessidade de uma compilação clara do código. Devido a suas características qualitativas a linguagem *JavaScript* vem sendo bastante utilizada nos aplicativos da Google, como por exemplo, no *Google Maps*, *Gmail*, entre outros (FORTES E GRILLO, 2008).

5 MATERIAL E MÉTODOS

5.1 Área de estudo

A área de estudo é o limite municipal de Monte Carmelo, coordenadas geográficas com latitude: 18° 44' 5" Sul e longitude: 47° 29' 47" Oeste (Coordenadas UTM SIRGAS 2000 Y = 7926681.89 m X= 236775.22 m). O município pertence ao Estado de Minas Gerais e é pertence à mesorregião do Triângulo Mineiro / Alto Paranaíba. Segundo o IBGE (2010), possui uma área de 1.343,00 km², com uma população de 45.772 habitantes. Segundo Resende e Rosolen (2013), a região é recoberta originalmente pela vegetação de Cerrado. A área de estudo pode ser observada pela Figura 6. Esta área foi definida em razão da proximidade e facilidade de acesso para execução de checagens de campo, além de apresentar grande variabilidade de tipos de uso e cobertura da Terra.

Figura 6 – Mapa de localização da área de estudo.



Fonte : a autora.

5.2 Material

Este trabalho apresenta diversas etapas para desenvolvimento de um algoritmo para classificação do uso e cobertura da terra. Durante as etapas os materiais utilizados foram:

- Notebook Positivo STILO XR5550, Intel Pentium Quad-Core, 4GB RAM, HD 500GB e sistema operacional Windows.
- *Google Earth Engine Code Editor*, plataforma de processamento geoespacial da empresa Google.
- *Software* livre *Google Earth Pro* versão 7.3 da empresa Google para vetorização de amostras e auxílio na validação.
- Dado em formato vetorial (limite do município de Monte Carmelo) disponibilizada pelo IBGE do ano de 2015.
- Dado em formato matricial (imagens orbitais) do satélite *Landsat 8* referente ao ano de 2019 cedidas pela NASA, mas obtidas pelo GEE.
- Dado em formato matricial (imagens orbitais) da missão Sentinel-2 referente ao ano de 2019 cedidas pela ESA, mas obtidas pelo GEE.
- Software *ArcGis* 10.3 com licença disponível no laboratório de SIG e Geoprocessamento - SIGEO, da Universidade Federal de Uberlândia, Campus Monte Carmelo.

5.2.1 Google Earth Engine

O *Google Earth Engine* é uma plataforma de processamento geoespacial, que permite análise de dados ambientais em escala planetária, contando ainda com a infraestrutura de nuvem do Google.

A plataforma possui um catálogo de vários *petabyte* de dados e imagens de satélite que permite ao usuário visualizar, manipular, editar e criar dados espaciais de uma maneira rápida e fácil (MOORE, 2017). Esse catálogo abriga um grande repositório de conjuntos de dados geoespaciais publicamente disponíveis, incluindo observações de uma variedade de sistemas de imagens aéreas e de satélite em comprimentos de onda ópticos e não ópticos, variáveis ambientais, previsões climáticas, cobertura territorial, topográficas e sócio-ambientais (GORELICK et.al, 2017).

As capacidades de processamento em nuvem do GEE permite a análise de imagens multiespectrais de alta resolução sem que haja altos investimentos financeiros em computadores de alto desempenho, sendo necessário apenas um aparelho com acesso à Internet (CONCATTO, 2018).

Os usuários podem acessar e analisar dados do catalogo público, bem como seus próprios dados privados, usando uma biblioteca de operadores fornecida pela API(*Application Programming Interface*) do GEE acessível pela *Internet* e por um ambiente de desenvolvimento interativo(IDE).

A Interface de uma API é uma aplicação responsável pela integração de sistemas, ou seja, utilizada para fazer uma conexão entre um sistema e outro, independentemente de qual arquitetura ou linguagem cada sistema utiliza. Portanto, a ferramenta *Google API*, criada pela empresa *Google*, faz a integração de serviços ofertados pela Google para utilização em outros sistemas. (ERLE; GIBSON, 2009).

As imagens anexadas ao *Earth Engine* são pré-processadas para que o acesso seja rápido e eficiente. O processo de ingestão de dados preserva as informações: os dados são sempre mantidos em sua projeção original, resolução e profundidade de bits, evitando a degradação dos dados (GORELICK et.al, 2017).

As consultas no GEE são baseadas na composição funcional e na avaliação, os usuários constroem consultas encadeando operações extraídas da biblioteca do *Earth Engine* com mais de 800 funções, que variam em vários níveis de complexidade. A maior parte das funções baseadas em imagens da biblioteca são operações algébricas por pixel que operam em uma base por banda ou banda a banda, cobrindo matemática de ponto flutuante e inteiro, comparações lógicas, manipulação de bits, conversão de tipos, substituição condicional e multidimensional, operações matriciais para processamento dos pixels.

A biblioteca aproveita vários *kits* de ferramentas de aprendizado de maquina pré – existentes para fornecer acesso fácil a mais de 20 tipos de classificação supervisionada, não supervisionada e regressão, bem como operações com matrizes de confusão para avaliação da exatidão (GORELICK et.al, 2017).

As linguagens de programação disponíveis no GEE atualmente são *Python* e *JavaScript*, permitindo ao usuário construir gráficos com resultados de processamento usando um paradigma de programação familiar, tendo que *JavaScript* é uma linguagem mais simples e *Python* uma das linguagens mais utilizadas para processamento de imagens.

O *Earth Engine* foi projetado para oferecer suporte à exploração e análise rápida e interativa de dados espaciais, permitindo que o usuário desloque e amplie resultados para

examinar um subconjunto de imagens por vez. Para facilitar esta funcionalidade, a plataforma usa um modelo de computação ociosa que permite calcular apenas as partes de saída necessárias para atender à solicitação atual (GORELICK et.al, 2017).

Portanto, o GEE é uma plataforma capaz de obter resultados de Big Data, conceito de tratar, analisar e obter informações a partir de conjuntos de dados grandes demais para serem analisados por sistemas convencionais alcançando informações sobre o uso da terra em grandes extensões, as quais são muito importantes para gestão ambiental, tais como monitoramento, contabilização de áreas, análise de dinâmica de ecossistemas, produtividade e mudanças climáticas (Pontes, 2020).

A figura 7 traz a interface da plataforma, e o Quadro 1 relacionado com a figura as funções dos ícones mais importantes presentes na plataforma.

Figura 7 – Interface de Programação da plataforma *Google Earth Engine*



Fonte : a autora.

Quadro 1- Ícones da interface do *Google Earth Engine* .

1-Editor de código	10-Limpa o editor de código
2-Mapa de visualização	11- Botão de ajuda
3-Gerenciador de scripts	12- Conta vinculada
4- Documentações da API	13- Inspeção: locais, valores de pixel, objetos adicionados ao mapa
5- Gerenciador de Ativos	14- Console
6- Pesquisador de dados	15- Gerenciador de tarefas
7- Gerar um link (URL) para o script	16- Ferramentas de geometrias
8- Salvar o script	17- Zoom
9- Executar o script	

Fonte : a autora.

5.3 Método

A metodologia desse projeto foi esquematizada através de um fluxograma apresentado na Figura 12, demonstrando de forma ilustrativa e mais clara o processo de desenvolvimento deste estudo. A primeira fase consistiu em fazer o download das shapes do Município de Monte Carmelo da base de dados do IBGE, posteriormente foi feita a vetorização de amostras no software *Google Earth Pro* utilizando das imagens históricas para obter a imagem do ano de 2019. Foram criadas amostras em formato de pontos e polígonos no respectivo software, foram exportadas em formato *kml* e convertidas em formato *shapefile* no software *ArcGis* em suas tabelas de atributos foi criado um campo como o nome *ID_GEE* adotando os valores conforme ilustra a Figura 8 .

A escolha da disposição geográfica das amostras foi feita de maneira aleatória, porém foi coletado um menor número de amostras da classe corpos d'água devido a facilidade de discriminação da mesma e ao classificador utilizado ter um limite de memória em relação a quantidade de amostras; foi utilizado um maior número de amostras complementadas com polígonos para as classes mais inconsistentes como área urbana e agricultura.

Figura 8 – Valores dos identificadores de Classes

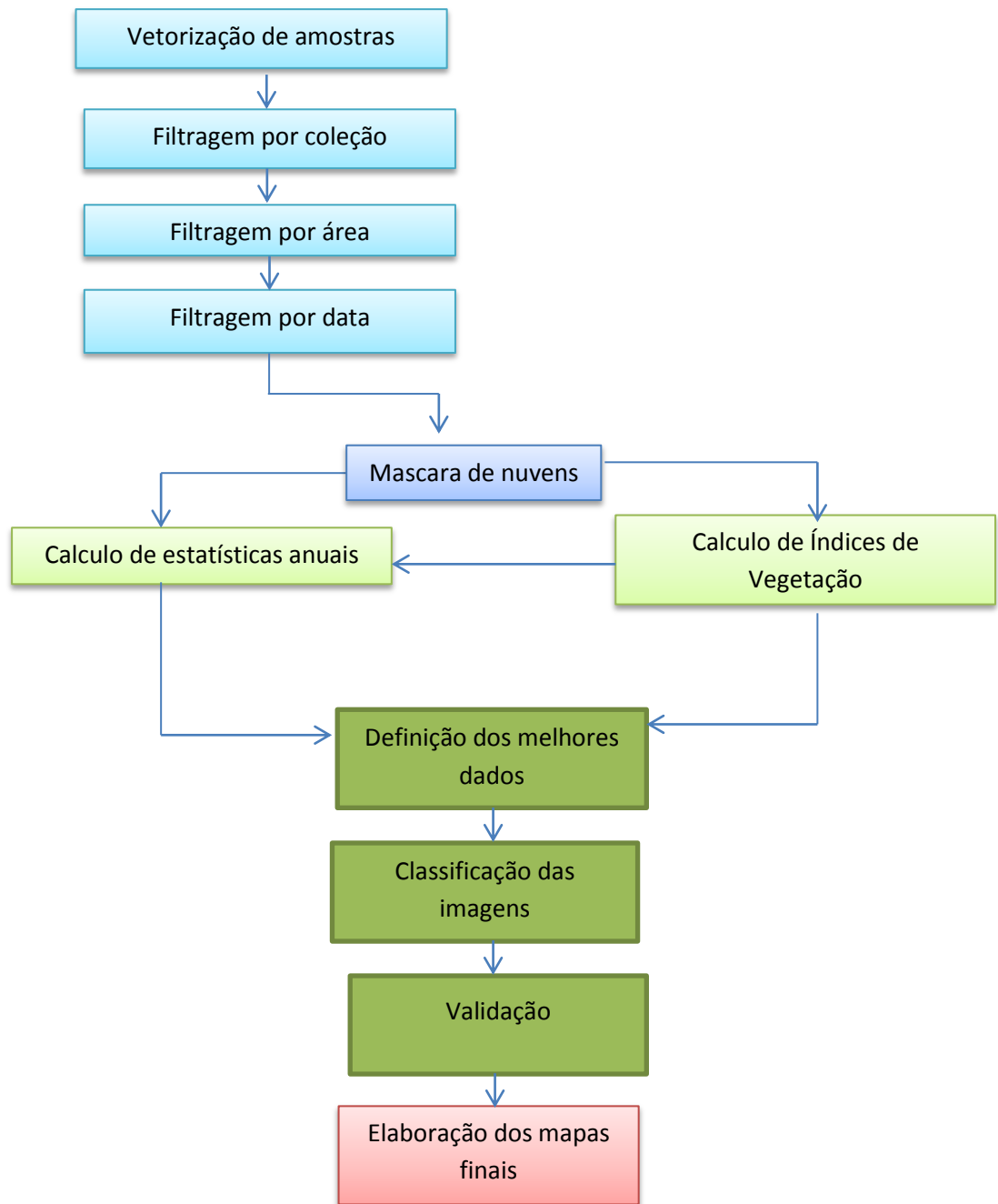
CLASSES	ID_GEE
Culturas	1
Solo Exposto	2
Vegetação Nativa	3
Pastagem	4
Zona Urbana	5
Corpos D'agua	6

Fonte: a autora.

No GEE o primeiro passo foi a importação das shapes das amostras e do limites de Monte Carmelo em seguida foi feito o agrupamento das amostras em formato de ponto com polígono das suas respectivas classes para uma variável só. Exemplo: culturas_ponto mais culturas_poligono será equivalente a culturas. Posteriormente foi feita a filtragem do banco de dados de imagens derivadas dos programas Landsat 8 e Sentinel 2, seguido de um processamento para mascarar pixels com presença de nuvens. A coleção Landsat escolhida foi a ***Landsat 8 Collection 1 Tier 1 TOA Reflectance*** seus dados são calibrados em unidades absolutas de radiância espectral no sensor, refletância no topo da atmosfera (TOA) e temperatura de brilho no sensor. Ele tabula as constantes necessárias para os sensores Multispectral Scanner (MSS), Thematic Mapper (TM), Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) e Advanced Land Imager (ALI). Essas conversões fornecem uma base para comparação padronizada de dados em uma única cena ou entre imagens adquiridas em datas diferentes ou por sensores diferentes (Chander, Markham, Helder 2009). E **Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-1C** onde os dados são sistematicamente processados para o Nível-1C pelo segmento *Payload Data Ground Segment* (PDGS), neste nível os dados fornecidos têm refletância ortorretificada na atmosfera (TOA), com subpixel registro multiespectral.

Na próxima etapa foram calculados índices de vegetação, e estatísticas anuais dos valores dos pixels da série histórica. Os resultados foram tabelas e imagens para auxiliarem na investigação dos melhores parâmetros de decisão para a classificação do uso e cobertura da Terra. Após foi utilizado o classificador Random Forest e feita a análise do seu desempenho e por fim a elaboração dos mapas de classificação para área do município de Monte Carmelo.

Figura 12 – Fluxograma metodológico.



Fonte: a autora.

5.3.1 Filtragem das imagens

A filtragem tem por finalidade utilizar o método da API do GEE para filtrar imagens Landsat8 e Sentinel2 por data e pela região de interesse (Limite Municipal de Monte Carmelo). Na API do GEE primeiramente foi incluso data inicial e final de cada mês do ano e calculado a mediana de cada mês para visualizar a quantidade de nuvens na região em cada mês tendo como resultado imagens para avaliação. Logo após foram incluídos a data inicial 01-01-2019 (primeiro de janeiro de dois mil e dezenove) e final 31-12-2019 (trinta e um de dezembro de dois mil e dezenove) como parâmetro para o método de nova filtragem, sendo selecionadas assim todas as cenas dentro desse período, para a filtragem geográfica foi utilizado a shape do município como anteriormente. A série histórica recebeu dados que abrangem o curso de um ano pois são ideais para a identificação de tipos de cobertura da terra que possuem padrões de sazonalidade, como culturas agrícolas. Após esta filtragem foram geradas duas coleções (ImageCollection) uma Landsat e uma Sentinel. Em seguida, utilizando um método disponibilizado pela API foi executada a máscara sobre os pixels com presença de nuvens para todas as imagens das duas coleções, baseando-se no cálculo de uma pontuação de probabilidade da nuvem no intervalo [0,100] usando uma combinação de brilho, temperatura e NDSI (Normalized Difference Index for Snow) para a coleção Landsat e a banda (QA60) que é uma banda de bitmask com informações de máscara de nuvem para a coleção Sentinel.

5.3.2 Cálculos dos parâmetros de decisão

No mapeamento da Cobertura e do Uso da Terra, a interpretação de imagens digitais tomadas por sensores remotos tem a finalidade de identificar padrões de imagem que possuem homogeneidade e que possam ser representados na escala pretendida, segundo as classes pretendidas (IBGE, 2013).

Os índices de vegetação permitem a caracterização e quantificação de parâmetros biofísicos de florestas, culturas agrônômicas e mudanças no uso do solo, pois a dimensão das informações multiespectrais advindas dos satélites são reduzidas (TUCKER, 1985 apud BIUDES et al., 2015). Previamente, é possível trabalhar por meio da análise de diferentes combinações de bandas e filtros com a finalidade de discriminar os distintos usos e definir as melhores composições para apoiar a execução de uma classificação (IBGE, 2013).

O índice de vegetação mais empregado e aceito para análise da cobertura vegetal é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*) (ZIMBACK, 2011).

Isto ocorre devido a permitir um diagnóstico detalhado da fitomassa sinteticamente ativa, ele corrige os efeitos das sombras oriundas das elevações topográficas sobre a imagem (Lourenço et al., 2004).

O EVI (Índice de Realce da Vegetação – *Enhanced Vegetation Index*) é um índice de vegetação elaborado por Huete et al (2002) como um produto do sensor MODIS. Ele é uma aprimoração do NDVI referente à redução de influências atmosféricas e do solo. Seu valor vai de 0 a 1, onde os valores mais próximos de 1 indicam um maior acúmulo de biomassa. Igualmente ao NDVI, o EVI reflete os parâmetros biofísicos da vegetação. Uma ressalta é que o NDVI é mais sensível à presença de clorofila e outros pigmentos responsáveis pela absorção de luz na banda do vermelho, enquanto o EVI é mais sensível a variações na estrutura do dossel (Sano, 2015).

Em 1988, Huete desenvolveu o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*), que também é uma aprimoração do NDVI por meio da aplicação da constante L, afim de minimizar os efeitos da cor do solo nos resultados. A constante L varia entre 0 a 1, a partir da densidade da vegetação, onde o valor 1 é adotado para áreas com pouca cobertura vegetal, áreas com cobertura intermediária é representada por L=0,5, áreas muito densas, geralmente adota-se a constante L= 0,25 (Huete, 1988 apud Bannari, 1995). Sua formula é ilustrada abaixo (Equação 2): onde: ρ_{nir} e ρ_{red} são os fatores de reflectância bidirecional de superfície para as bandas do infravermelho próximo (NIR) e do vermelho (RED), respectivamente que também tem o mesmo significado para as fórmulas do NDVI (Equação 3) e EVI (Equação 4).

$$SAVI = \frac{(1+L)(\rho_{nir} - \rho_{red})}{\rho_{nir} + \rho_{red} + L} \quad (2)$$

O NDVI é calculado por meio da razão normalizada entre a banda do vermelho e as bandas do infravermelho próximo e varia entre -1 e 1 (Sano, 2015).

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (3)$$

Huete et al. (1997) desenvolveram o EVI, um índice que minimiza os efeitos de solos e da atmosfera e que é mais sensível às variações na estrutura do dossel seu cálculo é dado por (Equação 4):

(4)

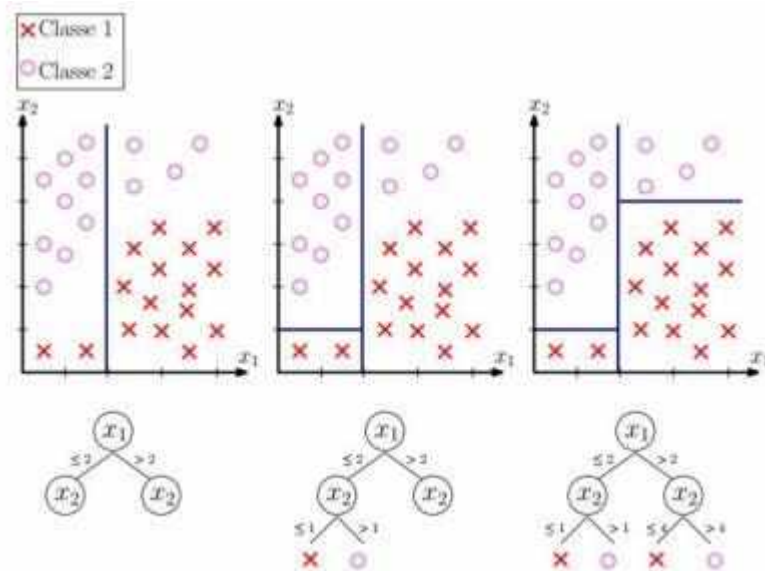
$$EVI = 2,5 \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + 6 * \rho_{RED} - 7,5 * \rho_{BLUE} + 1}$$

Nesse estudo, foram considerados os três índices de vegetação o NDVI, SAVI e o EVI. O valor da constante L foi definido em 0,5 devido a região estudada fazer parte do bioma cerrado e ter cobertura vegetal intermediária. Foi criada uma função no algoritmo onde foi implementada as expressões dos índices e executada para as duas coleções Landsat e Sentinel. Além dos cálculos dos índices de vegetação foram computados estatísticas anuais como média, mediana, desvio padrão, máximo e mínimo dos valores dos índices NDVI, SAVI e EVI e das bandas do verde, vermelho, azul e infra – vermelho utilizando a função *reduce region*, sendo geradas tabelas com todas as estatísticas para cada classe. As tabelas foram exportadas para o Google Drive e estão em anexo.

5.3.3 Classificador Random Forest e Validação

O GEE possui uma grande quantidade de classificadores de imagens sendo classificadores supervisionados, clusters não supervisionados e regressão linear (GORELICK et al., 2017). Entre esses classificadores frequentemente utilizados para o mapeamento da terra estão: Random Forest, Classification and Regression Trees (CART), Support Vector Machines (SVM) e NaiveBayes. Para a classificação do presente estudo foi escolhida o classificador Random Forest, pois, é mais utilizado dentro da plataforma (BREIMAN, 2001), e constatou-se um melhor desempenho e exatidão em comparação a outros (SANTOS et.al., 2018).

O método Random Forest consiste em um conjunto de árvores de decisão geradas dentro de um mesmo objeto. Cada conjunto de árvores passa por um mecanismo de votação, que indica a classificação mais votada que se encontra nos nós terminais das mesmas (Figura 10) (Dantas, 2015).

Figura 10 – Criação de árvore de decisão

Fonte: Lopez, 2014

A precisão da classificação do Random Forest aumenta consideravelmente na proporção que o número de árvores de classificação é aumentado, estabilizando com menos de 200 (duzentos) árvores, em torno de 100 (cem) a 200 (duzentos) (NA et al., 2010). A decisão final de classificação é dada pela média aritmética das probabilidades de atribuição de classe calculadas pela quantidade de as árvores, ou seja, o dado é avaliado por todas as árvores de decisão criadas no conjunto e cada árvore vota em uma classe e a classe com o número maior de votos é a eleita (BELGIU; DRĂGUT, 2016).

Analisando as tabelas geradas na etapa anterior foram definidas as imagens sintéticas que auxiliaram no reconhecimento da assinatura espectral, formando assim o conjunto de bandas analisado pelo classificador. A quantidade de árvores utilizadas foi igual a 100 (cem). Todas as amostras que antes estavam separadas por classes foram mescladas e para identificação do classificador foi copiado apenas o campo ID_GEE através da função `sampleRegions` criando assim as amostras de treinamento. Por fim foi executado o algoritmo Random Forest para o limite de Monte Carmelo e exportada a imagem classificada para o Google Drive.



Depois de treinar o classificador o script foi novamente executado explorando combinações de dados resultando em classificações para análises seguintes. Foram vetorizadas novas amostras apenas em formato de pontos no software *Google Earth Pro* para realizar a validação da classificação; foram geradas matrizes de confusão e calculado a

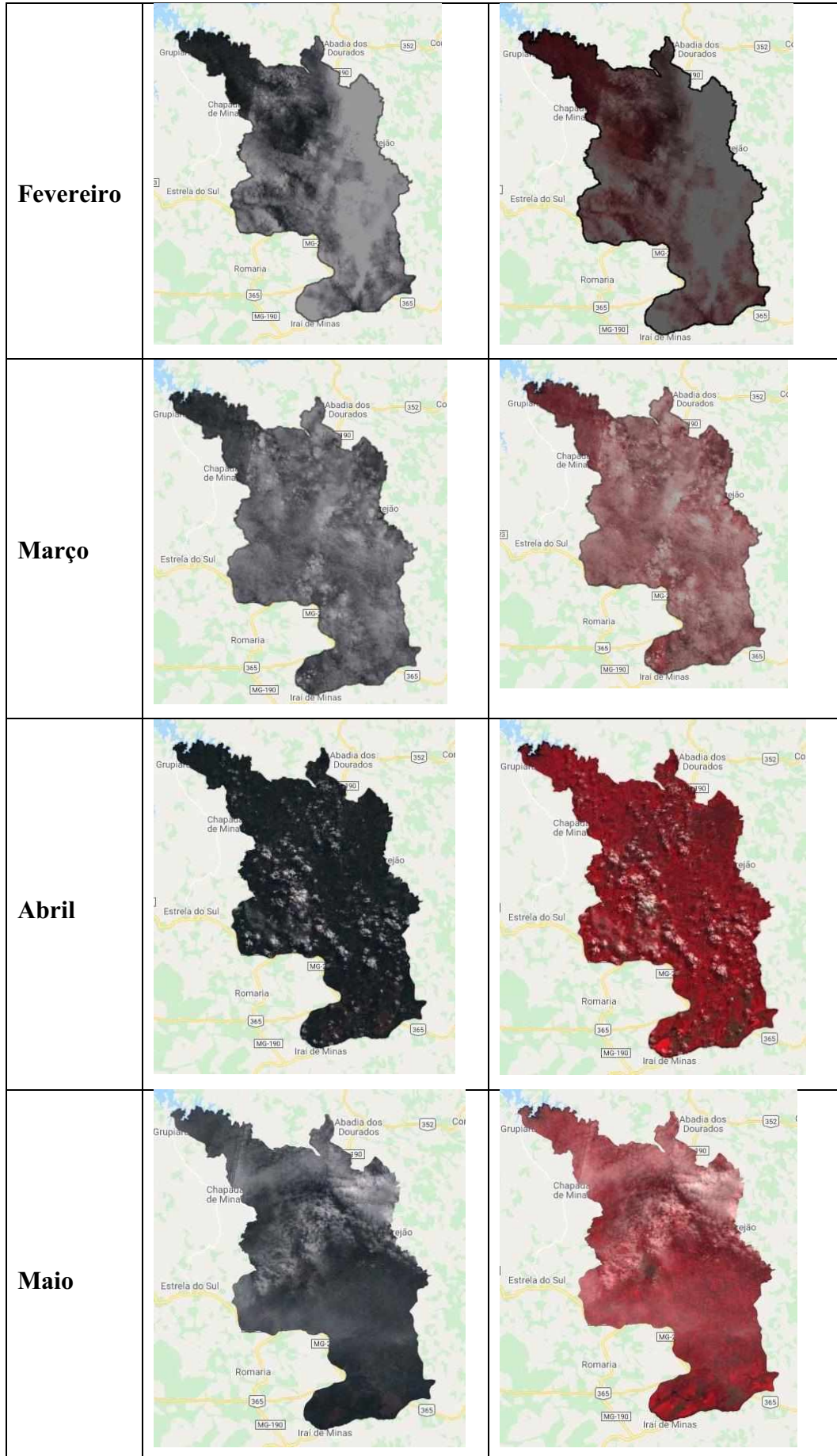
acurácia e o índice kappa para as quatro classificações realizadas e feito avaliação visual das imagens utilizando também o *Google Earth Pro* devido a alta resolução espacial das imagens e da série temporal; finalizando o trabalho foi elaborado os mapas temáticos com o auxílio do software *ARCGIS*.

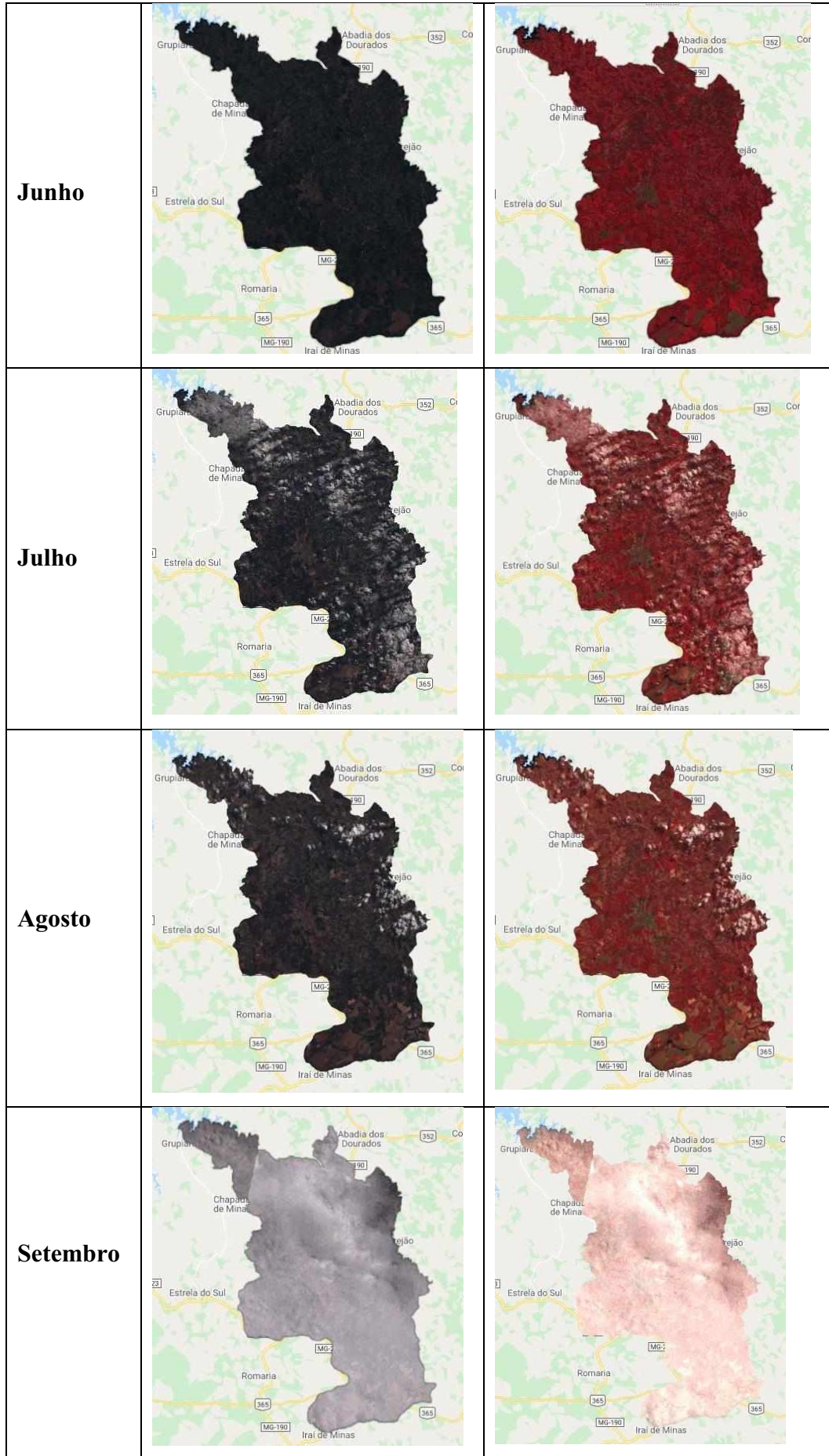
6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

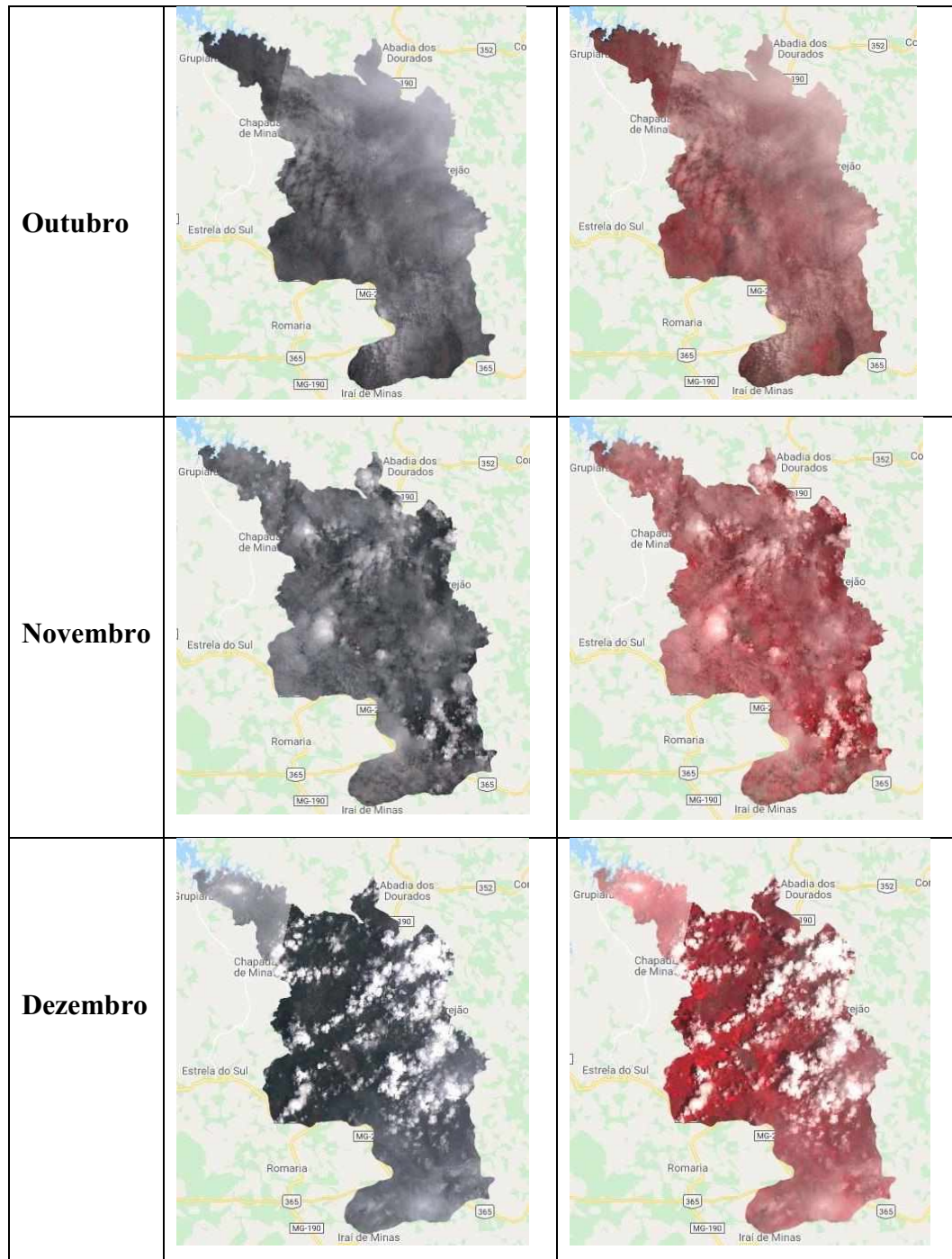
A partir do desenvolvimento do algoritmo escrito na linguagem de programação JavaScript na plataforma do GEE foi obtido varias imagens de satélite de cobertura da área Municipal de Monte Carmelo para o ano de 2019. Foi observado que o município tem uma densidade de nuvens grande nos meses de fevereiro, março e setembro; os melhores meses para observações são: mês de junho, janeiro e agosto (Figura 11). Estes resultados foram obtidos através do calculo da mediana de pequenas coleções onde o filtro de data foi o primeiro e o ultimo dia do mês desejado; para cada coleção foram obtidas em torno de 4 imagens Landsat com exceção apenas do mês de fevereiro, setembro e dezembro que tiveram respectivamente 3, 3 e 2 observações.

Figura 11 - Imagem resultante da Mediana de conjunto de Imagens Landsat 8 de cada mês do ano do município de Monte Carmelo

MÊS	Composição RGB B4-B3-B2	Composição Falsa Cor (Infravermelho) B5-B4-B3
Janeiro		





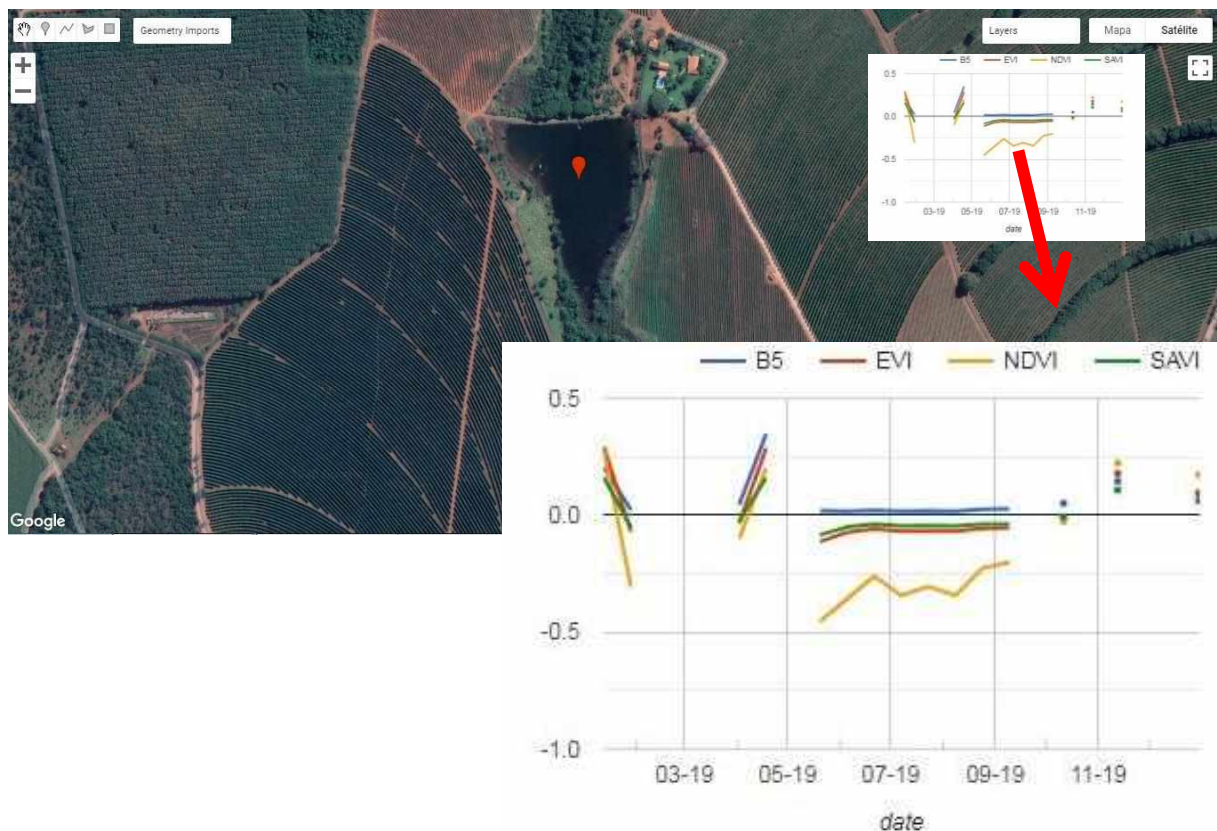


A utilização do mascaramento de nuvens fez com que os pixels que tivessem a presença de nuvens fossem descartados e devido o grande volume de dados ao total 44 (quarenta e quatro) imagens Landsat e 287 (duzentos e oitenta e sete) imagens Sentinel para representar a área houveram observações de todos os meses para cada classe. Como exemplo a classe de corpos d'água em um ponto de coordenadas: Latitude 18°41'3.31"S e Longitude 47°31'7.98"W (Coordenadas UTM SIRGAS 2000 x=234322.565 m y=7932246.519 m)

(Figura 12) nos meses de fevereiro, março e abril não houve nenhuma observação mas em outro ponto representando a mesma classe de Latitude: $18^{\circ}28'31.28''\text{S}$ Longitude $47^{\circ}41'58.13''\text{W}$ (Coordenadas UTM SIRGAS 200 X=214920.214 m Y=7955100.995 m) (Figura13) nesses respectivos meses já houveram observações.

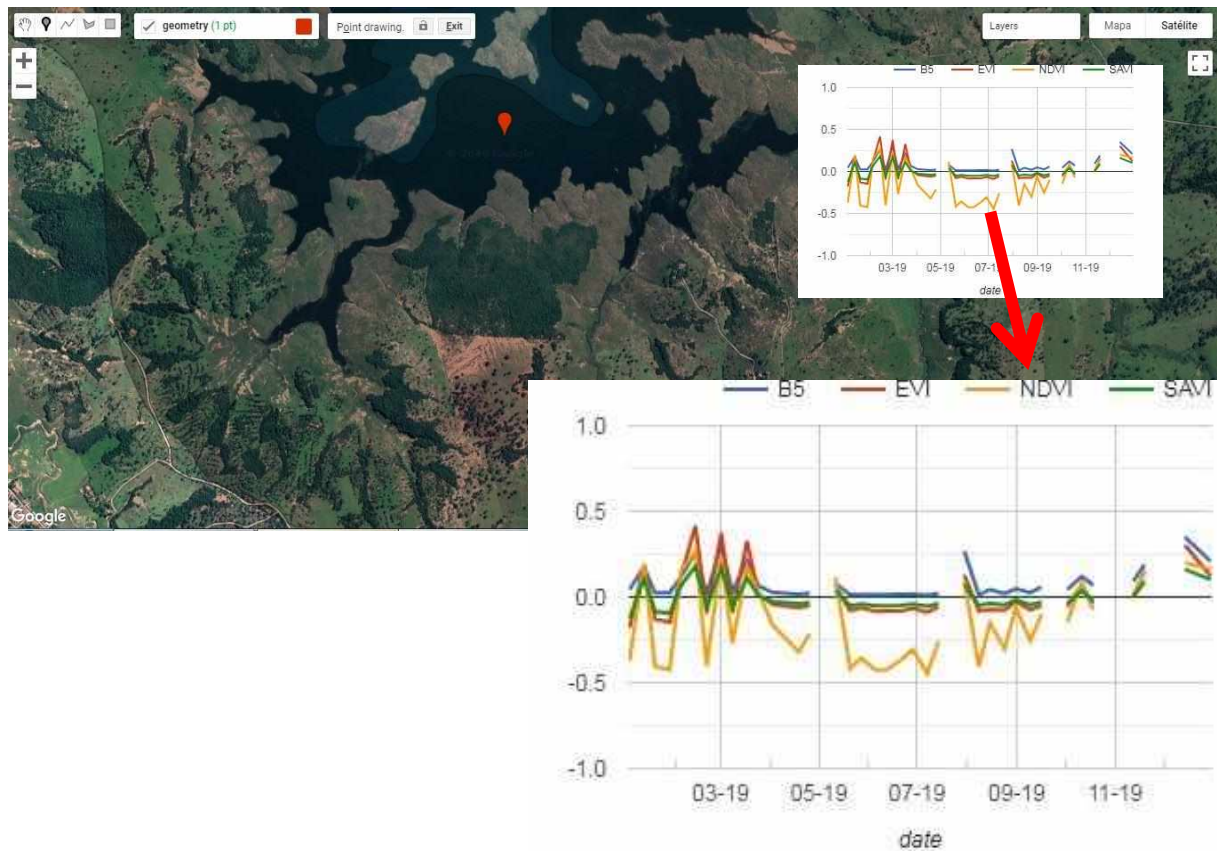
A presença de nuvens poderia prejudicar a visualização e identificação dos alvos na classificação, no entanto com o filtro de remoção de nuvens que está implementado na memória do GEE facilitou a remoção desses ruídos e obtenção de imagens com uma boa qualidade para interpretação do classificador.

Figura 12 – Captura da tela do GEE; ponto de amostra da classe corpos d’água I.



Fonte: a autora.

Figura 13 – Captura da tela do GEE; ponto de amostra da classe corpos d'água II.

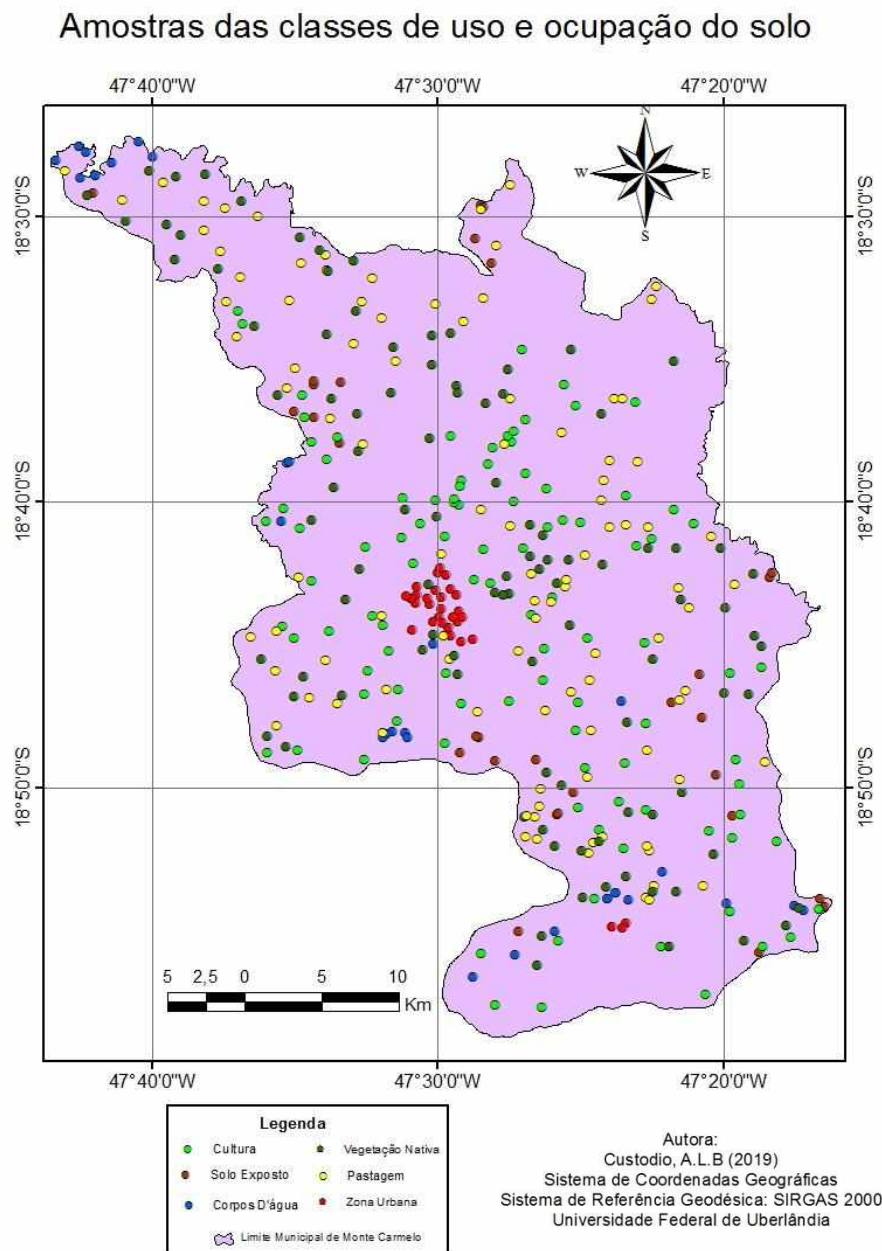


Fonte: a autora.

As amostras utilizadas para validar a classificação (Figura 14) se deram em um total de 390 pontos. A precisão da classificação de cada cenário do conjunto de dados foi avaliada usando as matrizes de confusão e seus índices de precisão derivados. Na figura 15 observa-se as primeiras classificações que foram realizadas utilizando o valor da mediana das bandas das imagens Landsat 8 (Figura 15-A) que obteve teve uma acurácia no valor de 72,6% (0,725641) e índice Kappa 66,5% (0,665147406); utilizando apenas a mediana das bandas B2 (azul) B3 (verde) ,B4 (vermelho), B8 (infra vermelho próximo), B11 (SWIR 1 - Infravermelho de ondas curtas), B12 (SWIR 2 - Infravermelho de ondas curtas) do sensor Sentinel 2 foi gerada a outra classificação (Figura 15-B) onde sua acurácia resultou em 82,3% (0,82307692) e índice Kappa:78,8% (0,788018433). Analisando a matriz de confusão (Tabela 1) da classificação Landsat identificou-se que as duas classes com maior percentual de falsos positivos foram cultura e zona urbana que também foram as mesmas da classificação Sentinel expressa pela Tabela 2.

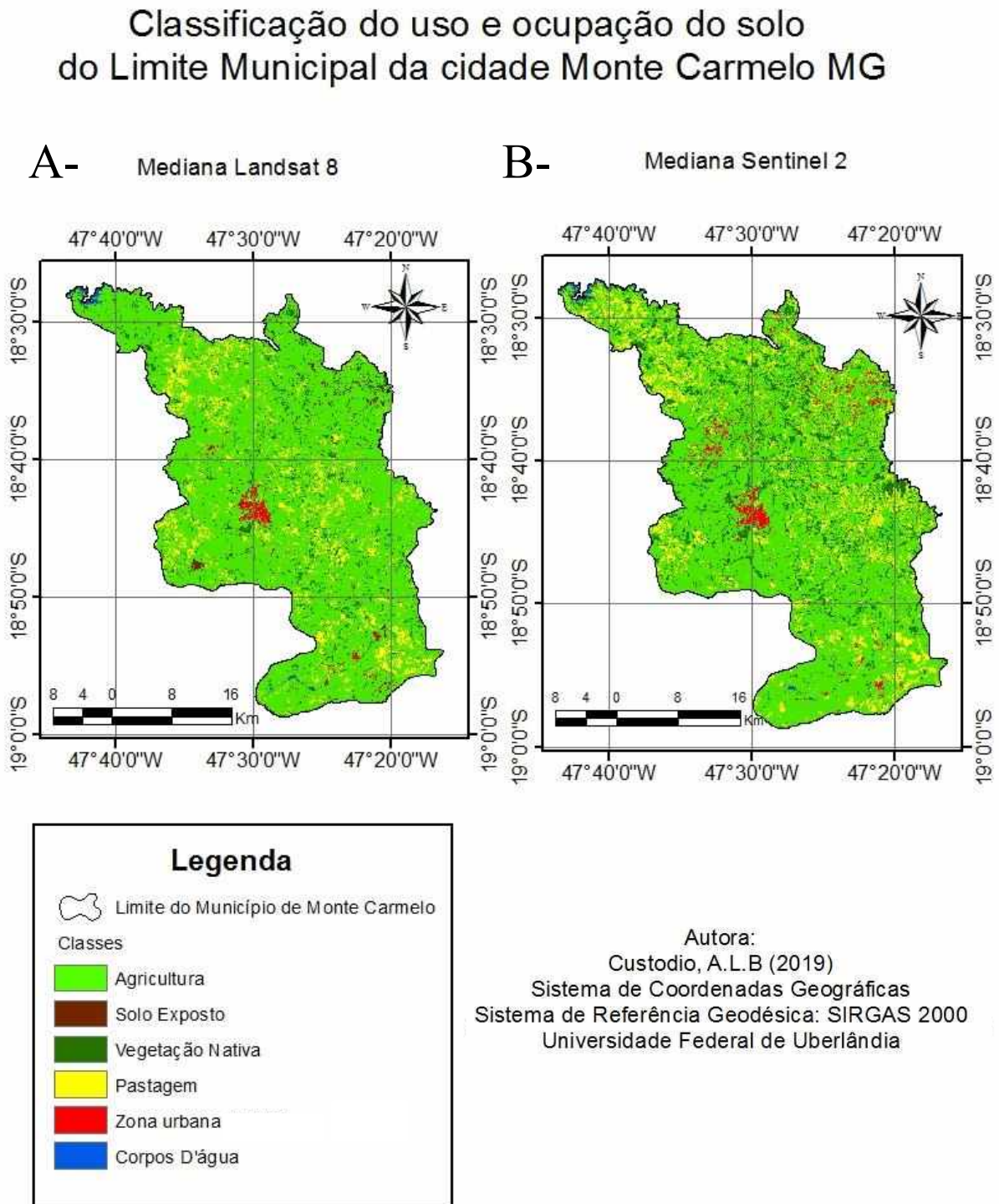
Com base ainda na matriz de confusão e fazendo uma análise visual entre as duas classificações com a auxílio do software *Google Earth Pro* para visualizar a verdade de campo o resultado das imagens Sentinel classificou melhor as áreas de vegetação nativa e pastagem em relação a Landsat, porém a Landsat teve uma melhor classificação para a classe de solo exposto e um menor número de falsos positivos para a classe de área urbana em relação a Sentinel.

Figura 14 – Amostras de Validação de Classificação.



Fonte: a autora.

Figura 15 – Classificações do uso e ocupação do solo utilizando Mediana Landsat 8 e Mediana Sentinel 2.



Autora:
 Custodio, A.L.B (2019)
 Sistema de Coordenadas Geográficas
 Sistema de Referência Geodésica: SIRGAS 2000
 Universidade Federal de Uberlândia

Fonte: a autora.

Tabela 1 – Matriz confusão da classificação utilizando mediana das imagens Landsat L8.

	Cultura	Solo	Vegetação	Pastagem	Urbano	C.Agua	total
Cultura	95	0	5	0	0	0	100
Solo	4	13	0	2	11	0	30
Vegetação	37	0	63	0	0	0	100
Pastagem	44	0	0	56	0	0	100
Urbano	0	4	0	0	26	0	30
C. Agua	0	0	0	0	0	30	30
total	180	17	68	58	37	30	390

Fonte: a autora.

Tabela 2 – Matriz confusão da classificação utilizando mediana das imagens Sentinel 2.

	Cultura	Solo	Vegetação	Pastagem	Urbano	C.Agua	total
Cultura	88	0	10	2	0	0	100
Solo	6	8	0	0	16	0	30
Vegetação	10	0	90	0	0	0	100
Pastagem	17	0	0	83	0	0	100
Urbano	2	3	0	0	25	0	30
C.Agua	0	0	3	0	0	27	30
total	123	11	103	85	41	27	390

Fonte: a autora.

Utilizando a combinação das duas coleções (Sentinel e Landsat) com a mediana das bandas B1, B2, B3, B4, B5, B6 e B7 Landsat e as mesmas bandas Sentinel utilizadas na classificação anterior foi obtido o produto da Figura 16 - A com uma acurácia de 81% (0,81025641) e índice Kappa:77,4% (0,773746433). Com base na matriz de confusão (Tabela 3) e por análise visual houve uma melhora na classe de vegetação nativa e pastagem comparado ao resultado obtido apenas pela coleção Landsat e uma melhora na classe de solo exposto obtido pela coleção Sentinel, mas a com predominância dos falsos positivos na classe de zona urbana advinda do sensor. Com o auxílio dos índices NDVI, EVI, SAVI e o máximo e o mínimo das bandas dos sensores foi possível gerar um quarto produto (Figura 16 – B) onde o resultado foi uma acurácia 82,6% (0,82564103) e índice KAPPA: 79,1% (0,79143564). Em comparação com a combinação das duas coleções apenas com a medianas (Figura 15) este quarto (Tabela 4) reduziu os erros da classe de zona urbana, melhorou a representação de vegetação nativa, mas diminuiu as áreas de pastagem classificando-as como culturas essa análise pode ser observado pela comparação das matrizes de confusão.

Figura 16 – Classificações do uso e ocupação do solo utilizando combinação de imagens Landsat 8 e Sentinel 2.

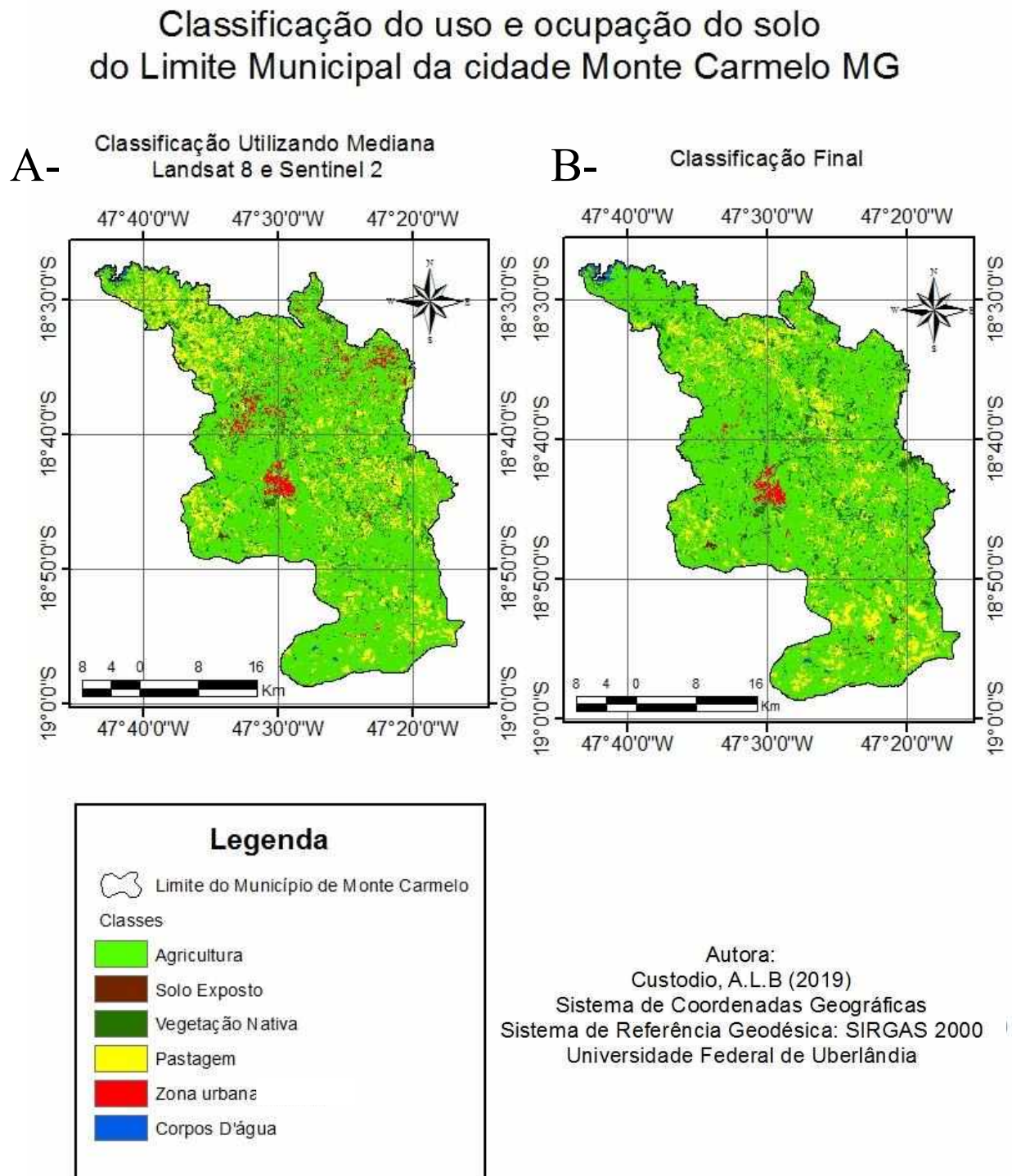


Tabela 3 – Matriz confusão da classificação utilizando mediana das imagens Landsat 8 e Sentinel 2 .

	Cultura	Solo	Vegetação	Pastagem	Urbano	C.Agua	total
Cultura	91	0	7	2	0	0	100
Solo	5	8	0	2	15	0	30
Vegetação	25	0	75	0	0	0	100
Pastagem	10	0	0	90	0	0	100
Urbano	0	0	0	0	30	0	30
Agua	0	0	8	0	0	22	30
total	131	8	90	94	45	22	390

Fonte: a autora.

Tabela 4 – Matriz confusão da classificação utilizando mediana, máximo, mínimo, NDVI,EVI e SAVI das imagens Landsat e Sentinel 2.

	Cultura	Solo	Vegetação	Pastagem	Urbano	C.Agua	total
Cultura	87	0	7	6	0	0	100
Solo	4	20	0	1	5	0	30
Vegetação	19	0	81	0	0	0	100
Pastagem	23	0	0	77	0	0	100
Urbano	1	0	0	0	29	0	30
Agua	0	0	1	1	0	28	30
total	137	20	89	82	34	28	390

Fonte: a autora

7 CONCLUSÃO

Um dos desafios do SR é trabalhar com a ineficiência dos recursos computacionais para um grande volume de dados. Em classificações de uso e cobertura do solo de grandes áreas geralmente são utilizadas poucas imagens onde também se encontra a dificuldade de pixels livres de nuvens disponíveis durante um período de tempo. No presente trabalho foi possível vencer a presença de nuvens como obstáculo sendo possível utilizar de um volume de 44 (quarenta e quatro) imagens Landsat 8 e 287 (duzentos e oitenta e sete) imagens Sentinel 2 utilizando o algoritmo implementado.

O classificador teve seu maior número de erros nas classes de área urbana e cultura, onde a confusão se deu em classificar áreas de solo exposto como área urbana e outra confusão direta foi da classe de cultura com a classe de pastagem.

A aplicação do algoritmo Random Forest mostrou-se muito eficaz no mapeamento do uso e cobertura da Terra, obtendo a acurácia das classificações de 72,6% a 82,6% e tendo de acordo com os resultados dos Índices Kappa um grau de acordo Substancial; ; a classificação que obteve o melhor resultado foi utilizando a mediana, máximo, mínimo das bandas do vermelho, verde, azul, infravermelho, infravermelho próximo 1 e 2, NDVI, EVI e SAVI das imagens Landsat e Sentinel 2.

Através do algoritmo de classificação não foi possível avaliar todos os padrões estatísticos como definido na metodologia devido ao grande volume de dados que não foi processado pela plataforma. Apesar dos recursos e processamentos serem oferecidos de forma gratuita, a plataforma GEE possui algumas restrições como o limite de tempo de execução, ciclos de CPU disponíveis e número de solicitações por segundo, podendo expandir os clusters em uso empresarial (Pontes, 2020). Na tentativa de gerar a classificação com um maior volume de dados foi dado uma mensagem de tempo limite de computação esgotado. Pelo mesmo motivo não foi possível incluir as estatísticas de média e desvio padrão como proposto na metodologia do trabalho. Porém mesmo sem a utilização das estatísticas a classificação foi realizada obtendo-se bons resultados.

O GEE tem sido uma importante ferramenta no monitoramento e controle do desmatamento ilegal por permitir aquisição de dados de forma rápida e segura, gerando classificações em um espaço de tempo muito curto em comparação com outros softwares de processamento digitais de imagens disponíveis no mercado. Foram encontrados alguns obstáculos referente ao limite de tempo de execução como citado anteriormente porém é possível expandir os clusters em uso empresarial que não foi testado nesse estudo.

No entanto o algoritmo teve um bom funcionamento sendo possível a realização de atividades de mapeamento e monitoramento de forma continua na região, sem custo, utilizando-se da plataforma computacional do seu poder de processamento e da base de dados constantemente atualizada a custo zero. O classificador foi treinado com as imagens referente ao ano de 2019 para aproximar-se da assinatura espectral de cada classe não se restringindo para classificação apenas do ano em questão.

Através da classificação de uso e ocupação do solo se torna possível analisar as detecção de mudanças diferentes fenômenos podem ser identificados, como desmatamentos, modificações do uso da terra como a substituição de matas nativas por agricultura entre outros. A utilização de produtos e técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento nas análises ambientais têm se tornado uma prática cada vez mais frequente entre as diversas áreas de pesquisa (Rosa, 2005). Estas técnicas contribuem de modo expressivo para a rapidez,

eficiência e confiabilidade nas análises que envolvem os processos de degradação da vegetação natural, fiscalização dos recursos florestais, desenvolvimento de políticas conservacionistas, bem como vários outros fatores que podem ocasionar modificações na vegetação (AQUINO, 2016).

Referências

Almeida, T; Meneses, P.R. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Universidade Federal de Brasília, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico. Brasília- DF, 2012.p.276.

Alves, A.C; Conceição, P.E.A, **Levantamento do uso e ocupação do solo por meio de imagens TM-Landsat-5 e ADS-80 para o município de Manaus/AM**, Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, João Pessoa-PB, Brasil, 25-29 de abril de 2015, INPE

AQUINO, C. M. S; DIAS, A. A; SANTOS, F. A. **ANÁLISE TEMPORAL DO NDVI DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO LONGÁ - PIAUÍ – BRASIL**, Revista Formação (ONLINE) Vol. 3, n. 23, Piauí, agosto.2016. p.248-263.

Bacani, V.M; Silva,L.F; Cunha.E.R.C; Ayach , L.R. **UTIIZAÇÃO DE IMAGENS GOOGLE EARTH PARA MAPEAMENTO DO USO E COBERTURA DA TERRA DA BACIA HIDROGRÁFICA DO CÓRREGO INDAIÁ, MS**. REVISTA GEONORTE, Ed.Especial, V.2, N.4, p.1801 – 1811, 2012.

Bannari ,A; Morin,D; Bonn , F;Huete,A. R. **A review of vegetation indices**, *Remote Sensing Reviews*, University of Arizona, 1995, p. 95 — 120

BELGIU, M.; DRĂGUT, L. **Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions**. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 114, p. 24–31, April. 2016.

Biudes, M.S; Machado, N.G; Mota, D.S; Mota, A.B.S; Guilherme, A.P. **USO DE ÍNDICE DE VEGETAÇÃO PARA CARACTERIZAR A MUDANÇA NO USO DO SOLO EM COARI-AM**. Soc. & Nat ,Uberlândia,10 mai-ago.2015

BREIMAN, Leo. **Random Forests**. *Machine Learning*, v. 45, p. 5–32, April. 2001

Bueno,R.H; Colavite, A.N. **USO DAS IMAGENS DE SATÉLITE DO GOOGLE EARTH NA ANÁLISE URBANA: UMA PROPOSTA PARA O ENSINO DE GEOGRAFIA**. *Rev. GEOMAE*, vol 2 .1.ed 1, Campo Mourão, 2011. p.217 - 229

Carrasco, L; Aneurin, W.O, Rowland, C.S (2019). **Evaluating Combinations of Temporally Aggregated Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 for Land Cover Mapping with Google Earth Engine**. *Remote Sensing*,18 January 2019

Chander, G; Markham, B.L ;Helder, D.L, **Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors** *Remote Sensing of Environment* V.113, May 2009, P. 893-903

Concatto, F; Almeida,L.P; Lyra, R; Machado , A.A; Dazzi,R.L.S; Klein,A. H. F)(**Desenvolvimento de uma Ferramenta Integrada ao Google Earth Engine para a Analise de Ambientes Costeiros**) . IX Computer on the Beach . 2018

Dantas,G.V. **UTILIZAÇÃO DE CLASSIFICADOR RANDOM FOREST NA DETECÇÃO DE FALHAS EM MÁQUINAS ROTATIVAS.** Projeto de Graduação apresentado ao Curso de Engenharia Eletrônica e de Computação da Escola Politécnica, Universidade Federal do Rio de Janeiro,2015.

Dias, N.W; Batista, G.T. **APOSTILA PARA O CURSO 6-Introdução ao Sensoriamento Remoto e Processamento de Imagens.** INPE, 02 abr.2005.

Diniz, C.; Cortinhas, L.; Nerino, G.; Rodrigues, J.; Sadeck, L.; Adami, M.; Souza-Filho, P.W.M. **Brazilian MANGROVE STATUS: THREE DECADES OF SATELLITE DATA ANALYSIS.** Remote Sensing. **2019.**

ERLE, S.; GIBSON, R. **Hacks do Google Maps.** Sebastopol, United States: O'Reilly Media, Inc, EUA, 2006. p. 370.

ESA. **European Space Agency** .Disponível em: <[http:// www.esa.int/ESA /](http://www.esa.int/ESA/)>. Acesso em: 10 maio. 2019.

Figueiredo, D. **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto,** Brasil,Set.2005.

Florenzano, T.G; Sausen, T.M; Moreira, M.A; Pereira, G; Moraes, E.C; Rudorff, B.F.T; Maio, A.D.M. **Sensoriamento remoto.** Agencia Espacial Brasileira, 2008.

Fortes,R.P.M; Grillo,F.D.N. **Aprendendo JavaScript.** São Carlos, 21 fev.2008.

Furtado, D.A. **Introdução ao JavaScript e DOM Programação para Internet - M.4** .Uberlândia, 2018.

Gonzalez, Rafael C;Woods.R.E **Processamento Digital de Imagens.** Pearson Prentice Hall 3.ed. São Paulo, 2010.

GORELICK, N.et.al. **R. Google Earth Engine:** Planetary-scale geospatial analysis for everyone. Artigo in. Remote Sensing of Environment. Vol 202. 2017.p. 18-27.

IBGE. **Manual Técnico de Uso da Terra.** 2ed. Rio de Janeiro, 2006

IBGE. **Manual Técnico de Uso da Terra.** 3ed. Rio de Janeiro, 2013

ICMBio. *Atlas dos Manguezais do Brasil.* ICMBio: ,1ª ed , Brasília, Brasil, 2017

INPE. **Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.** Disponível em: <[http:// www.inpe.br/](http://www.inpe.br/)>. Acesso em: 10 maio 2019.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente:** uma perspectiva em recursos terrestres. São José dos Campos, SP: Parêntese, 2009.

Lima, G.D.O. **Arqdep:** Arquitetura de Computação em nuvem com dependabilidade. Uberlândia, 2014.

LIMA, João Donizete. **Mudanças ambientais na bacia hidrográfica do rio piedade triângulo mineiro**. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-graduação Em Geografia, Instituto de Geociências, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2007

Liu, William.T.H **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Campo Grande: UNIDERP, 2006.

LOPEZ, R. Z., **CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE DEFEITOS EM MÁQUINAS ROTATIVAS**. Projeto final de graduação, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Dezembro 2014

Lutz, Mark. **Aprendendo python** 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2007

Melo, W. IUP - **Introdução ao Universo da Programação com Python: Um livro aberto para aprender programação**. 12 mar.2019.

Moore, Roberta.**Earth Engine User Summit 2017: Welcoming Remarks** by Rebecca Moore.jun.2017. Disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=5yylEwtZmhE> Acesso em 05 mai.2019

NA, X. et al. **Improved land cover mapping using random forests combined with Landsat thematic mapper imagery and ancillary geographic data**. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 76, n. 7, , July. 2010, p. 833–840

Novo, Evlyn M.L.M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações** 4.ed.São Paulo: Blucher, 2010.

Pedrini, Helio;Schwartz,W.R.**Analise de Imagens Digitais: princípios, algoritmos e aplicações**.São Paulo: Thomsom Learning,2008

Peixoto, M.L.M. **Oferecimento de QoS para computação em nuvem por meio de metaescalonamento**. USP- São Carlos, ago.2012

Pontes, S.F;Oliveira, J.E.M;MATOS, R.R.S.S, **AVANÇOS CIENTÍFICOS E TECNOLÓGICOS NAS CIÊNCIAS AGRÁRIA II** Ed.Atena, 2020

Resende, T.M; Rosolen, V, **IMPACTOS DA CONVERSÃO DE USO E MANEJO DO SOLO DO CERRADO UTILIZANDO DADOS DE CARBONO TOTAL E ISOTÓPICO**, GEOUSP – espaço e tempo, São Paulo, n.33, p. 39- 52, 2013.

ROSA, Roberto. **Geotecnologias na geografia aplicada**. Revista do Departamento de Geografia, v.16, 2005.p. 81-90

Santos,J. J; Souza, D. T. M; Rocha, W. J. S.F. R; Baptista, G. M. M, **Análise dos classificadores Random Forest e CART por meio da plataforma Google Earth Engine: Um estudo de caso da cobertura vegetal do município de Feira de Santana-BA, Brasil, LUSO-AFRO-AMERICANO DE GEOGRAFIA FÍSICA E AMBIENTE**,2018.

Sano, E.E; Bayma, A. P.**SÉRIES TEMPORAIS DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO (NDVI E EVI) DO SENSOR MODIS PARA DETECÇÃO DE DESMATAMENTOS NO BIOMA CERRADO**: Time series of vegetation índices (NDVI and EVI) from MODIS for

detecting deforestation in the Cerrado biome. Artigos. Curitiba, v. 21, out-dez, 2015. p.797-813

Silva, J.S. **Application de l'Altimétrie Spatiale á l'Etude des Processus Hydrologiques dans les Zones Humides du Bassin Amazonien.** Thèse En vue de l'obtention du Doctorat de l'Université de Toulouse, 26.mar.2010

Tchau, D; Yadav,K; Congalton, R.G; Poehnelt.J; Teluguntla, P; Gumma, M.K; Thenkabail, P.S; Xiong, J. **Automated cropland mapping of continental Africa using Google Earth Engine cloud computing.** ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.V.126. Abr. 2017. p. 225-244

Vale,J.R.B; Pimentel, M.A.S;Uacane, M.S, **DINÂMICA DA EXPANSÃO URBANA NA ZONA COSTEIRA: ESTUDO DE CASO DAS CIDADES DE SALINÓPOLIS (PARÁ-BRASIL) E BEIRA (SOFALA-MOÇAMBIQUE)** XII ENANPEGE, 2-7 SETEMBRO, 2019, SÃO PAULO

Zimback, C.R.L; Piroli, E.L; Demarchi, J.C. **ANÁLISE TEMPORAL DO USO DO SOLO E COMPARAÇÃO ENTRE OS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NDVI E SAVI NO MUNICÍPIO DE SANTA CRUZ DO RIO PARDO – SP USANDO IMAGENS LANDSAT-5.** Departamento de Geografia – UFPR , Curitiba, p. 234-271.

ANEXO

MAXIMO	BLUE	GREEN	RED	INFRA	EVI	NDVI	SAVI
CULTURA	0,132118	0,133933	0,155824	0,453685 0,439162	0,907597 0,873733	0,829090 0,805456	0,588931 0,570120
SOLO	0,139553	0,15619	0,210119	0,377422 0,397787	0,658033 0,568992	0,598767 0,588920	0,399724 0,391128
VEGETACAO	0,105107	0,103811	0,100087	0,409085 0,418684	0,874621 0,858967	0,779153 0,774213	0,559637 0,562554
PASTAGEM	0,125723	0,134065	0,138556	0,448205 0,446827	0,745676 0,691479	0,706614 0,689934	0,519287 0,465398
URBANO	0,167142	0,176493	0,244299	0,308756 0,322449	0,490136 0,503594	0,590558 0,598903	0,337008 0,347995
CORPOS DAGUA	0,100235	0,0937707	0,080132	0,048327	-0,0485242	-0,228949	-0,0290502

MÍNIMO	BLUE	GREEN	RED	INFRA	EVI	NDVI	SAVI
CULTURA	0,078479	0,057041	0,0323748	0,159854 0,167136	0,122808 0,148475	0,179456 0,200829	0,105235 0,121004
SOLO	0,0879855	0,076642	0,067703	0,166974 0,183761	0,056617 0,091406	0,093826 0,129693	0,053059 0,079445
VEGETACAO	0,078721	0,059116	0,037571	0,172298 0,219466	0,283547 0,353770	0,441498 0,443955	0,233759 0,263135
PASTAGEM	0,0884922	0,078911	0,052713	0,241541 0,251884	0,293385 0,339200	0,393955 0,399627	0,230696 0,256123
URBANO	0,090644	0,076761	0,058927	0,144978 0,162127	0,013469 0,021271	0,015199 0,022831	0,009620 0,014863
CORPOS DAGUA	0,084641	0,060351	0,041881	-0,03075	-0,085851	-0,304338	-0,057680

MEDIA	BLUE	GREEN	RED	INFRA	EVI	NDVI	SAVI
CULTURA	0,0877447	0,0755732	0,0625309	0,309069 0,326798	0,631983 0,627503	0,674072 0,657259	0,432678 0,431020
SOLO	0,105394	0,102226	0,133538	0,252004 0,265200	0,235338 0,280495	0,288942 0,318863	0,187714 0,214277
VEGETACAO	0,0859822	0,0711439	0,048702	0,276560 0,291468	0,622003 0,629531	0,693243 0,685646	0,415635 0,417171
PASTAGEM	0,105148	0,109253	0,100029	0,338071 0,340353	0,537054 0,516235	0,550699 0,524776	0,385245 0,370404
URBANO	0,119949	0,121940	0,162839	0,225055 0,235272	0,121480 0,141553	0,166036 0,176514	0,106027 0,118336
CORPOS DAGUA	0,093433	0,075588	0,053959	0,035824	-0,06649	-0,263850	-0,0435377

MEDIA MAXIMO	BLUE	GREEN	RED	INFRA	EVI	NDVI	SAVI
CULTURAS	0,106045	0,103965	0,119401	0,374883 0,376544	0,787343 0,758712	0,772420 0,746722	0,516373 0,504574
SOLO	0,106266	0,103680	0,135962	0,256822 0,269526	0,255409 0,296191	0,309858 0,334695	0,201477 0,224833
FLORESTA	0,087403	0,073591	0,053188	0,288908 0,302079	0,643526 0,647829	0,701912 0,693399	0,428275 0,428968
PASTAGEM	0,106696	0,111273	0,103142	0,346432 0,348127	0,561003 0,533086	0,564557 0,537069	0,396623 0,380679
URBANO	0,131313	0,132171	0,176395	0,243767 0,255934	0,179309 0,197812	0,236298 0,242939	0,1484485 0,1577476
AGUA	0,094350	0,077314	0,057088	0,229859	-0,065685	-0,263850	-0,0435373

MEDIA MINIMO	BLUE	GREEN	RED	INFRA	EVI	NDVI	SAVI
CULTURAS	0,081752	0,064447	0,043157	0,236018 0,250614	0,310779 0,346929	0,396011 0,408226	0,245612 0,263586
SOLO	0,104351	0,100566	0,129475	0,248664 0,262134	0,230665 0,275257	0,283592 0,314338	0,184122 0,210771
FLORESTA	0,085587	0,070344	0,047853	0,267903 0,283624	0,593384 0,601892	0,669864 0,662669	0,398571 0,401293
PASTAGEM	0,103417	0,105864	0,096158	0,325557 0,330011	0,515453 0,500985	0,536461 0,515494	0,370433 0,360185
URBANO	0,111050	0,112315	0,141735	0,204791 0,216902	0,104870 0,123737	0,141996 0,154034	0,090184 0,102250
AGUA	0,092617	0,075364	0,052377	0,035824	-0,06568	-0,253850	-0,040537